

# フェーズ・ランダムイズド・サロゲートデータを用いた共振系狭帯域応答の解析

著者	川内 晴貴
学位授与機関	東京海洋大学
学位授与年度	2010
URL	<a href="http://id.nii.ac.jp/1342/00000950/">http://id.nii.ac.jp/1342/00000950/</a>

修士学位論文

フェーズ・ランダムイズド・サロゲートデータを用いた  
共振系狭帯域応答の解析

平成22年度  
(2011年3月)

東京海洋大学大学院  
海洋科学技術研究科  
海洋システム工学専攻

川内 晴貴

# 目 次

1	緒言	3
2	不規則波中船体横揺れ角の時系列データ	7
3	スペクトル密度関数による船体横揺れの時系列解析	9
3.1	スペクトル解析結果 . . . . .	9
3.2	フェーズ・ランダムイズド・サロゲートデータ . . . . .	10
4	再構成軌道を用いた時系列解析	12
4.1	再構成軌道 . . . . .	12
4.2	再構成軌道の相関次元 . . . . .	14
4.3	再構成軌道の平行度解析 . . . . .	16
4.3.1	近接する再構成軌道の平行度の評価 . . . . .	16
4.3.2	ローレンツモデル . . . . .	18
4.3.3	平行度評価の結果 . . . . .	21
4.4	再構成軌道を用いた短期予測 . . . . .	23
5	サロゲートデータを利用した短期予測	25
5.1	サロゲートデータを利用した予測手法の提案 . . . . .	25
5.2	提案手法による予測結果の比較検証 . . . . .	26
5.2.1	予測値と実測値の比較 . . . . .	28

5.2.2	予測値と実測値の散布図 . . . . .	36
5.2.3	予測ステップ数の変化による誤差の変動 . . . . .	45
5.2.4	提案手法による予測結果の検証 . . . . .	53
6	結言	54
7	謝辞	58

# 1 緒言

昨今，予測技術は多くの場面で利用されている．あらゆる事象の時系列変化を，あらかじめ予測することで，事前に必要な対応を行うことができ，多くの場合，それから受ける悪影響を減らすことができる．このような事象の時系列変化の予測は，学問の本来の目的の一つといえよう．

もしも，その事象の時系列変化の要因となる力学構造が既知のものであれば，数理モデルを作成し，シミュレーションをすることで，高精度な長期予測が可能である（あくまでモデルに含まれない外的要因が発生しないという前提であるが）．

一方，要因となる力学構造が不明，もしくは確率的な要因が含まれる事象の時系列変化に関しては，その予測結果は誤差を含んだものとなる．予測技術を考える以上，その予測アルゴリズムは，誤差をできるだけ小さくし，かつ計算が簡潔で，短時間で予測結果が求められるものであることが求められるが，それらの条件を実用可能な範囲で満たした上でこのような対象を予測する方法として，現在，二つの方法が考えられている．

一つは線形統計モデルを用いた方法である [1]．この方法は，未来のデータを過去のデータの線形結合で表すことができるという考えの下

でモデルを作成し、シミュレーションすることで予測する方法である。この方法は、一定の手続きに従って機械的に利用でき、使用方法が比較的簡単であることから、この考えに基づいている線形自己回帰モデル(以下、ARモデル)といった手法は、現在、多くの場面で予測手法として用いられている。

もう一つの方法が、状態空間再構成の概念を利用した方法である [3]。この方法は、時系列データから、状態空間上の軌道(以下、再構成軌道)を再構成し、その再構成軌道に局所線形手法を用いることで予測する方法である。同手法は、局所的に近接する再構成軌道がほぼ平行である対象に対しては高い予測精度を実現する [18]。だが同手法は、予測のためのパラメーター(後述する埋め込み次元と遅延時間)を決定する理論が構築されておらず、それらを決定するには利用者の経験が必要とするため、一般的な場面で利用されることは少ないが、特に高い予測精度が求められる場面において利用されている。尚、小型船の不規則波中船体横揺れ角の時系列データの予測は上野ら [17] によって試みられている。

以上のように、要因となる力学構造が不明、もしくは確率的な要因が含まれる事象の時系列変化を予測する方法として、二つの方法が考えられるが、いずれの予測方法も、予測値として適用する上で十分な精度の予測を安定的に実現するには、十分な数の過去データ数を必要と

するという、問題点を有している。過去データ数が少ない場合であっても、十分な精度で安定的に、要因となる力学構造が不明、もしくは確率的な要因が含まれる事象の時系列変化を予測する手法の実現を、本研究の主要な目的とする。

Rapp ら (1993) [11] はフィルターを通したノイズがあたかも低次元カオスの如く振る舞うことを Grassberger-Procaccia 法 (GP 法) (1983) [5] で求めた相関次元を検証することによって示している。一般にノイズに対して相関次元は埋め込み次元  $m$  の増加とともに増加し、有限値に収まることはないが、フィルターを通したノイズの相関次元は有限な埋め込み次元  $m$  に対して有限値に収まる。この結果は共振系狭帯域応答である不規則波中船体横揺れ角の時系列データと低次元カオスの類似性を論じるうえで重要となる。尚、不規則波中船体横揺れ角の時系列データの GP 法による解析に関しては、川島による先駆的研究がある [7]。

動揺システムは少なくとも一つの共振周波数を有し、その周波数では小さい入力で大きい振幅が発生する。一方、その他の周波数では伝達は減少する。そして、出力スペクトルが共振周波数付近の狭い帯域に限られているので、出力は狭帯域応答であり、その典型的な時系列は振幅と位相が変化する正弦波に類似している (**Fig.1.1** 参照)。すなわち、システムの共振周波数の存在はある種のフィルタとして作用

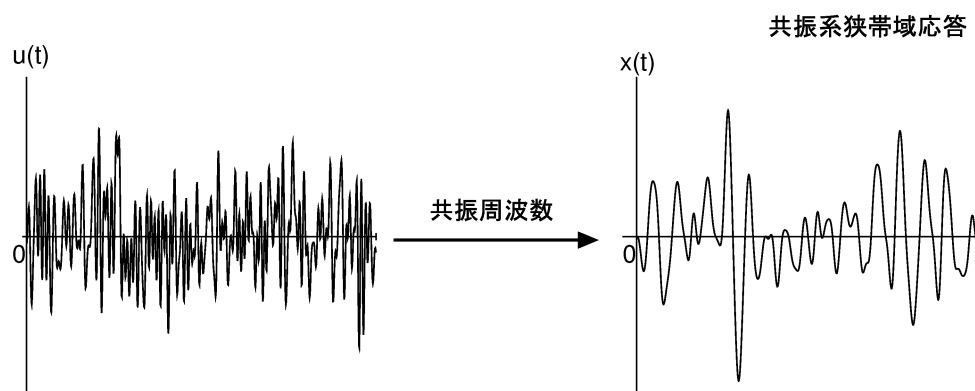
する.

このフィルタリング効果により低次元カオスと不規則波中船体横揺れのような共振系狭帯域応答の間には次のような類似点が生じると考えられる [18,19].

- (1) 相関次元が有限値に収まる.
- (2) 局所的に近接する再構成軌道がほぼ平行である.
- (3) 短期予測可能で予測誤差が予測ステップ数に依存する.

これらの性質は共振系狭帯域応答の時系列データの予測に利用できる.

本研究では, 構成成分が初期位相に依存しない対象に関しては, そのフェーズ・ランダムイズド・サロゲートデータ [15] から構成した再構成軌道の幾何学的な特性が変化しないという性質 [6] を利用することで, 参考とする過去のデータ数が少ない場合であっても, 再構成軌道を利用した予測を高精度で実現する手法を提案する.

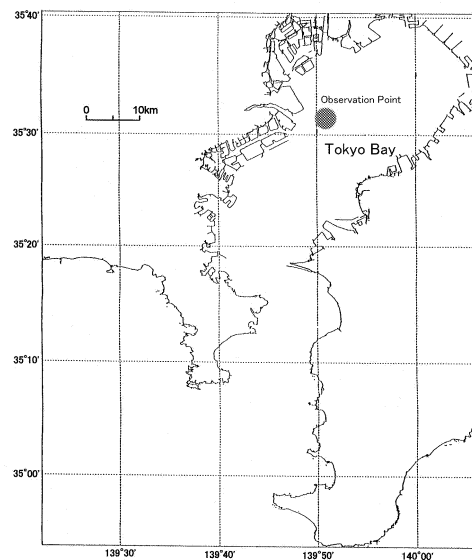


**Fig.1.1** 共振系狭帯域応答

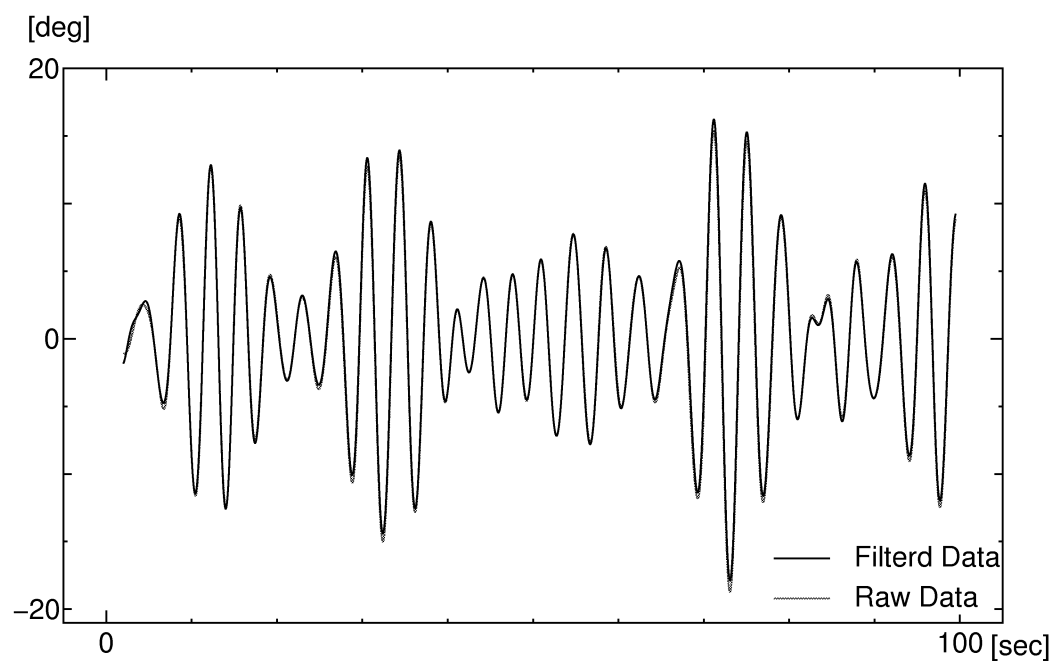


## 2 不規則波中船体横揺れ角の時系列データ

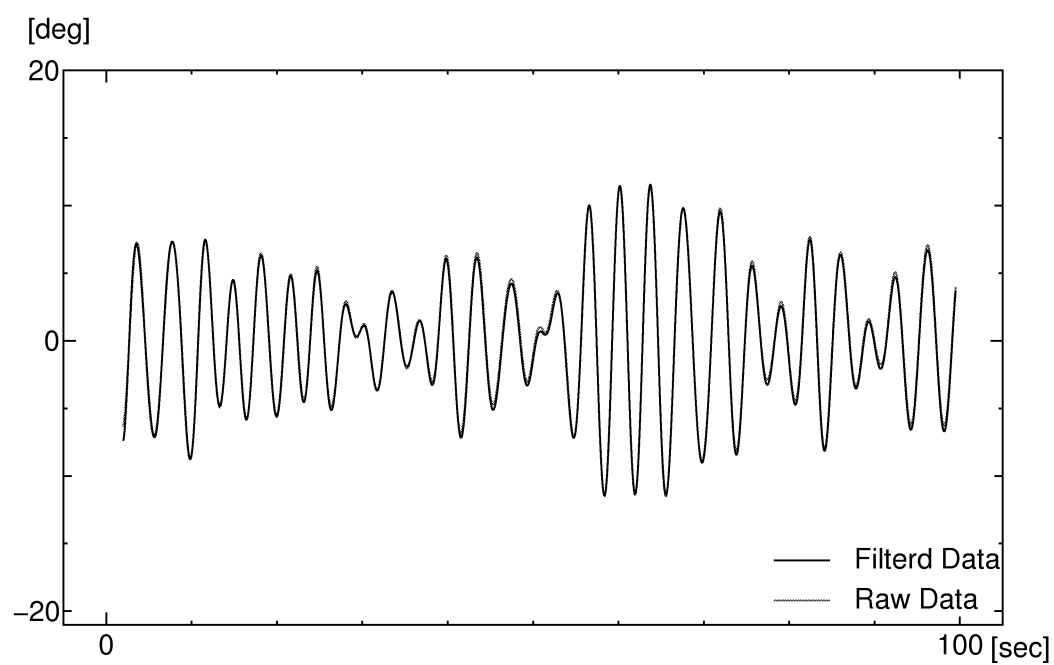
本研究で用いた船の横揺れ角の時系列データは、1997年から2010年までに本学実習艇「ひよどり」において東京湾で計測されたものの中から、片振幅が10[deg]を超える横揺れが観測された二つのデータを抽出し、それぞれData1,Data2とし主な解析対象とした(**Fig.2.1**を参照). また実験装置動揺慣性測定装置(株式会社トキメック TMOS-1500型)である. 1回の計測時間は819.2[sec]で、サンプリング周期は0.1[sec]である. 不規則波中の船体横揺れ角の変動は、共振系狭帯域応答であり、船の共振周波数付近の狭い帯域の周波数成分から構成されている. 計測環境に起因するノイズ成分を除去するために、バンドパスフィルタを用いて、0.05[Hz]以上、0.5[Hz]以下の成分を取り出し、解析に用いた(**Fig.2.2, Fig.2.3**参照).



**Fig.2.1** 計測海域 [6]



**Fig.2.2** Data1 の時系列データの一部



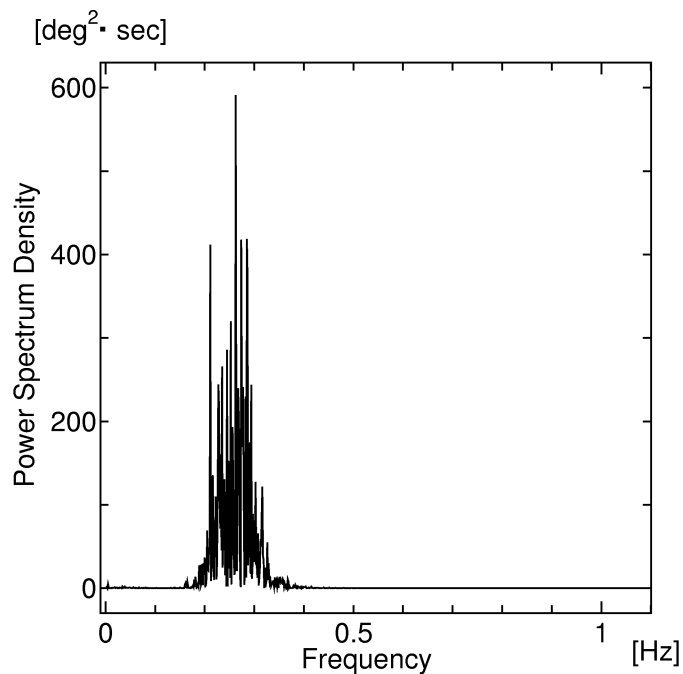
**Fig.2.3** Data2 の時系列データの一部

### 3 スペクトル密度関数による船体横揺れの時系列解析

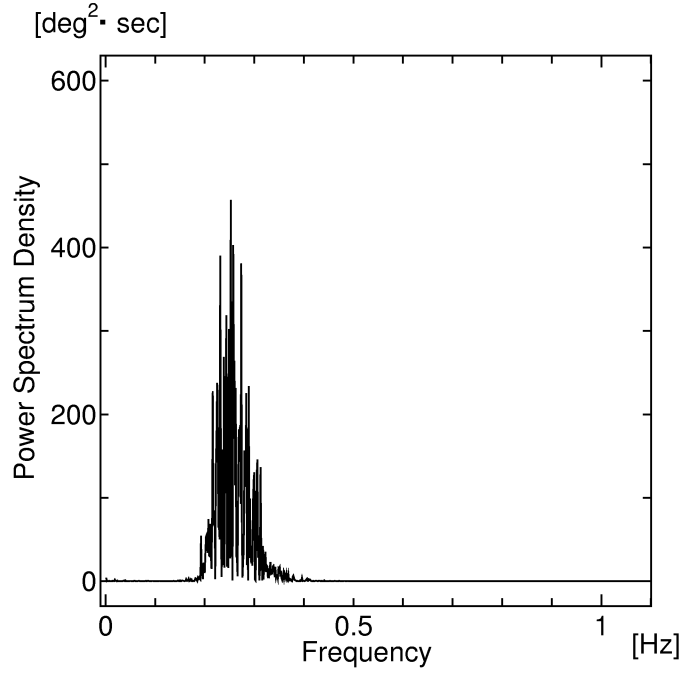
#### 3.1 スペクトル解析結果

ピリオドグラム法を用いて Data1 及び Data2 それぞれのスペクトル解析した結果を **Fig.3.1**, **Fig.3.2** に示す. なお, データ長は解析をする上で十分な長さと思われる 800.0[sec] を用いた.

**Fig.3.1**, **Fig.3.2** の結果から明らかなように, 不規則波中船体横揺れは共振系狭帯域応答の一種である. この性質が, 後の議論で重要な意味を有することになる.



**Fig.3.1** Data1 のパワースペクトル密度関数 (PGM)



**Fig.3.2** Data2のパワースペクトル密度関数 (PGM)

### 3.2 フェーズ・ランダムイズド・サロゲートデータ

共振系狭帯域応答である不規則波中の船体横揺れの時系列データは、後述する再構成軌道の特徴が初期位相に依存しないことを4.3.3節にて示しているが、本研究では、このことを示すために、フェーズ・ランダムイズド・サロゲートデータ [15] (以下、サロゲートデータ) を用いた。その作成方法は以下のとおりである。

計測された時系列データを  $y(t)$  とする。さらに

$$y(t) \doteq \frac{1}{2}a_0 + \sum_{n=1}^N \{a_n \cos(n\omega t) + b_n \sin(n\omega t)\} \quad (3.1)$$

と近似し、

$$a_n = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(t) \cos(2\pi n f_0 t) dt$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(t) \sin(2\pi n f_0 t) dt$$

から  $a_n, b_n$  を求める. サロゲートデータはこの  $a_n, b_n$  を用いて再合成する際に任意の位相を変化させることによって作成する. すなわち, 作成されたサロゲートデータを  $y_s(t)$  とおくと,

$$y_s(t) = \sum_{n=1}^N \sqrt{a_n^2 + b_n^2} \cos(n\omega t + \varepsilon(n)) \quad (3.2)$$

となる. なお,  $\varepsilon(n)$  は  $0$  から  $2\pi$  の間に分布する乱数である. この  $y_s(t)$  の平均  $\mu$  および自己相関関数  $C(\tau)$  について考察してみると

$$\mu = \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} y_s(t) dt = 0 \quad (3.3)$$

$$C(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} y_s(t) y_s(t + \tau) dt$$

$$= \sum_{n=1}^N \frac{1}{2} (a_n^2 + b_n^2) \cos(n\omega\tau) \quad (3.4)$$

となる.

## 4 再構成軌道を用いた時系列解析

### 4.1 再構成軌道

本節では, 時間遅れ座標系を用いた再構成軌道について説明する. この方法は, Packard ら [10] によって提案され, Takens によって理論的な裏付けがなされた [14]. 通常自然界においては多変数の現象を同時計測することは困難であるため, 計測された 1 変数のデータ  $x(t)$  から背景となる力学系を再構成する必要がある. もし,  $x(t)$  が微分方程式により記述されるものであれば

$$\left( x(t), \frac{dx(t)}{dt}, \frac{d^2x(t)}{dt^2}, \dots, \frac{d^{m-1}x(t)}{dt^{m-1}} \right) \quad (4.1)$$

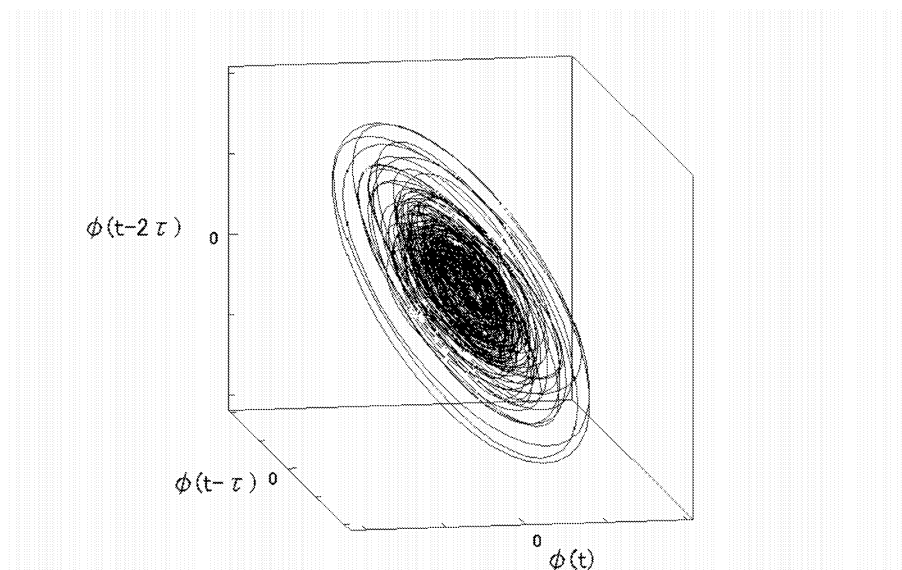
という微分座標系を用いることが考えられる [10]. しかしこの方法では高周波ノイズを増幅する危険性がある.

これに対して用いられるのが時間遅れ座標系を用いる方法で, Takens の埋め込み定理に基づく方法である. 具体的には, 時間遅れを  $\tau$  として  $m$  次元の再構成軌道空間内において

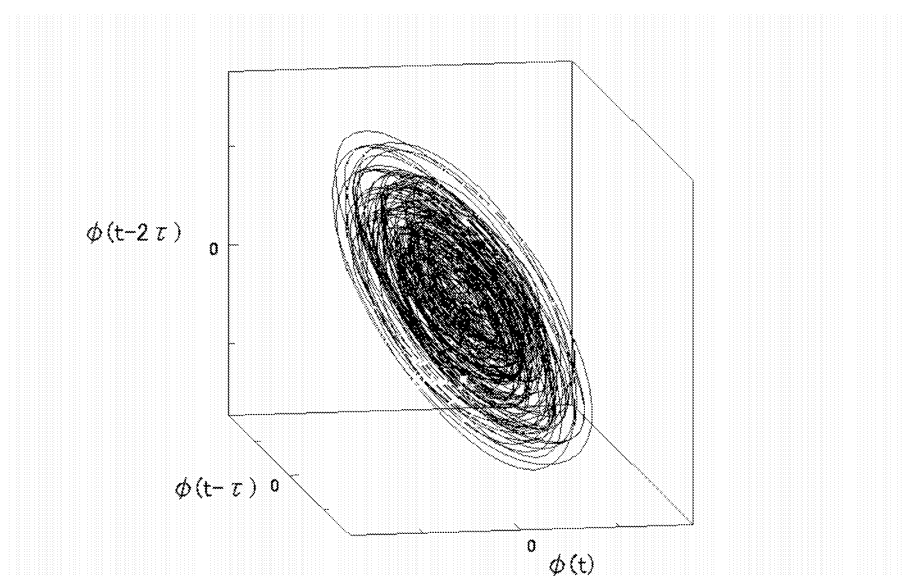
$$X(t) = (x(t), x(t - \tau), x(t - 2\tau), \dots, x(t - (m - 1)\tau)) \quad (4.2)$$

となる  $m$  次元埋め込みベクトルを構成する. このときの  $m$  を埋め込み次元と呼ぶ. また, このときの時間遅れ  $\tau$  を遅延時間と呼ぶ. このベクトルの軌跡が再構成軌道である. 埋め込み次元は後述する相関次

元よりも大きい値をとる必要がある．Takens の埋め込み定理は Stark  
ら [13] により強制系及び確率系に対して拡張され，本研究の基礎と  
なっている．Data1 と Data2 の埋め込み次元 3 のときの再構成軌道を  
**Fig.4.1, Fig.4.2** に示す．



**Fig.4.1** Data1 の再構成軌道 (遅延時間 0.7sec)



**Fig.4.2** Data2 の再構成軌道 (遅延時間 0.7sec)

## 4.2 再構成軌道の相関次元

再構成軌道を用いた予測が可能であるための必要条件を検証するために、相関次元の推定を行った。再構成軌道の相関次元  $D_c$  とはフラクタル次元の一種である。本研究では、以下に紹介する Grassberger-Procaccia 法 (GP 法) [5] を用いて相関次元  $D_c$  を求める。まず、

$$C(\varepsilon) = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N H(\varepsilon - |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|) \quad (4.3)$$

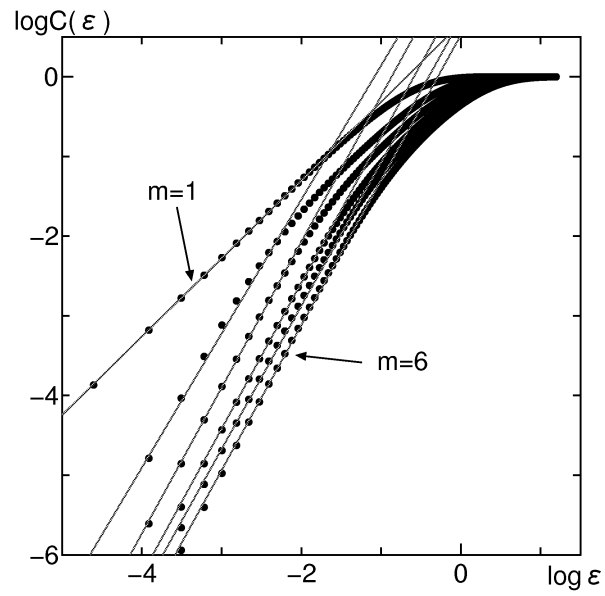
を求める。ここで  $N$  はデータ数、 $\varepsilon$  は超球半径、 $H(\cdot)$  はヘビサイド (Heaviside) 関数で、

$$H(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \quad (4.4)$$

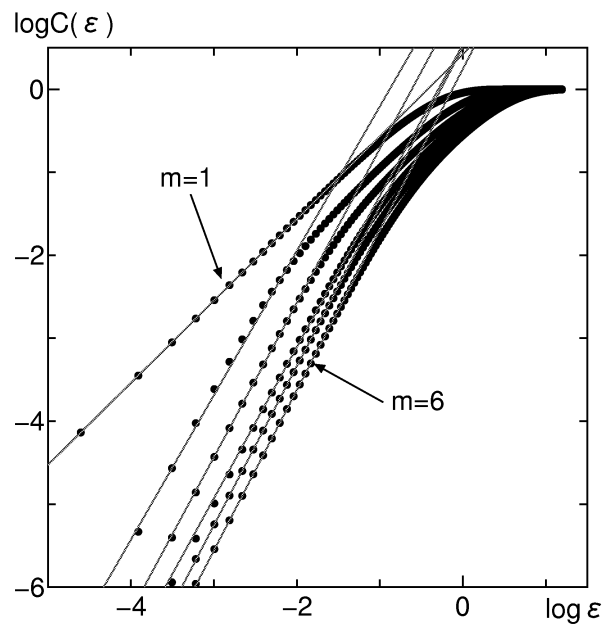
である。 $|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|$  はベクトル  $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$  の距離である。ここではユークリッド距離を用いた。

実際には  $\langle \log \varepsilon . VS. \log(C(\varepsilon)) \rangle$  プロットを作成し、この直線近似できる区間の傾きから相関次元を求めることが出来る。また、計算においては時間短縮のためすべての点を用いるのではなくランダムに抽出した 4000 点に関して行った。Data1 及び Data2 の相関次元解析の結果を **Fig.4.3, Fig.4.4** に示す。





**Fig.4.3** Data1 の相関次元



**Fig.4.4** Data2 の相関次元

Data1 と Data2 は有限な埋め込み次元  $m$  に対して相関次元が約 1.9 に収束している.  $x(t)$  が過去の値の関数とみなせることを意味している. すなわち,

$$\mathbf{x}(t) = f(x(t), x(t - \tau), \dots, x(t - (m - 1)\tau))$$

と表せるための必要条件が得られたということである．

## 4.3 再構成軌道の平行度解析

### 4.3.1 近接する再構成軌道の平行度の評価

近接する再構成軌道がどの程度平行であるかを指標として観測された時系列データの決定論的特性を判断する方法の代表的なものとしては，Wayland ら [21] の方法と藤本ら [4] の方法がある．本研究ではより容易な計算で判断できる上野ら [19] が提案した方法を利用する．以下にその方法を紹介する．

$m$  次元再構成軌道空間における再構成軌道から無作為に  $N_1$  個の基準点となる埋め込みベクトル

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{i,1}(t_{i,1}) &= (x(t_{i,1}), x(t_{i,1} - \tau), \dots, x(t_{i,1} - (m - 1)\tau)) \\ (i &= 1, \dots, N_1) \end{aligned} \quad (4.5)$$

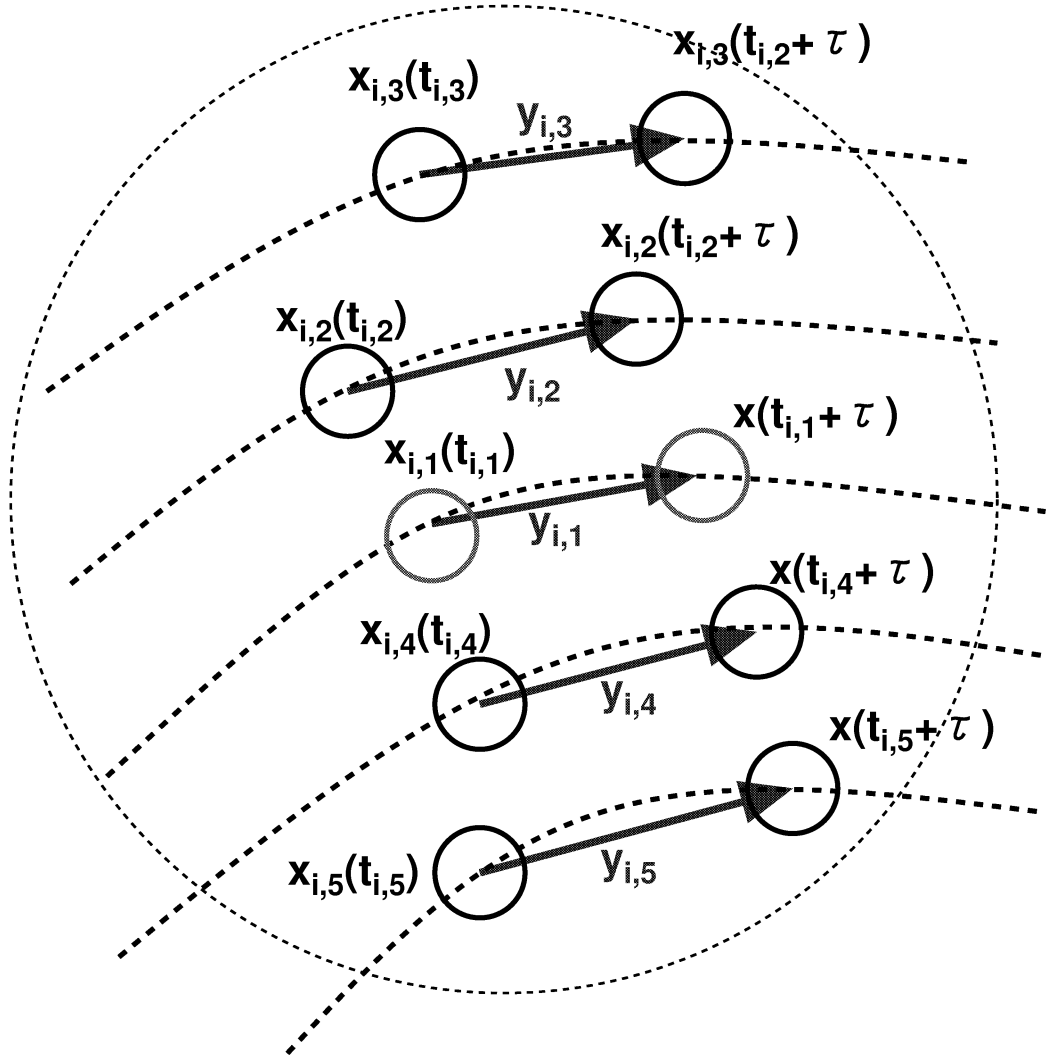
を選ぶ．この  $\mathbf{x}_{i,1}$  にユークリッド距離において近い  $N_2$  個の近傍ベクトルを

$$\mathbf{x}_{i,j}(t_{i,j}) \quad (j = 2, \dots, N_2 + 1) \quad (4.6)$$

とし，さらにはそれぞれ  $\tau$  後のベクトルとの間に，

$$\mathbf{y}_{i,j}(t_{i,j}) = \mathbf{x}_{i,j}(t_{i,j} + \tau) - \mathbf{x}_{i,j}(t_{i,j}) \quad (4.7)$$

を求める.(Fig.4.5 を参照).



**Fig.4.5** 近傍変位ベクトルの平行度 [19,20]

この時, $\mathbf{y}_{i,j}$  それぞれの単位ベクトルの内積の平均値を  $\alpha$  とし, 以下の式で求める.

$$\alpha_i = \frac{1}{N_2(N_2 + 1)} \sum_{\substack{j=1 \\ k=1 \\ j \neq k}}^{N_2+1} \frac{\mathbf{y}_{i,j}(t_{i,j}) \cdot \mathbf{y}_{i,k}(t_{i,k})}{\|\mathbf{y}_{i,j}(t_{i,j})\| \|\mathbf{y}_{i,k}(t_{i,k})\|} \quad (4.8)$$

$$\alpha = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} \alpha_i \quad (4.9)$$

この $\alpha$ を用い,指標 $\beta$ を求める.

$$\beta = 1 - \alpha \quad (4.10)$$

再構成軌道が平行に近いほど, すなわち, 決定論的であるほど, 指標 $\beta$ は0に近づく. この指標 $\beta$ を用いて, 船体横揺れの時系列データ, ホワイトノイズ, Compaq Digital Visual Fortran Professional Edition 6.0.A のRAN() コマンドで作った疑似乱数, そして次に示すローレンツモデル [8] の $x$ 成分をそれぞれ評価対象とした. なお,  $N_1$ ,  $N_2$  は藤本ら [4] の論文を参照して決定し,  $N_1 = 400$ ,  $N_2 = 4$  とした.

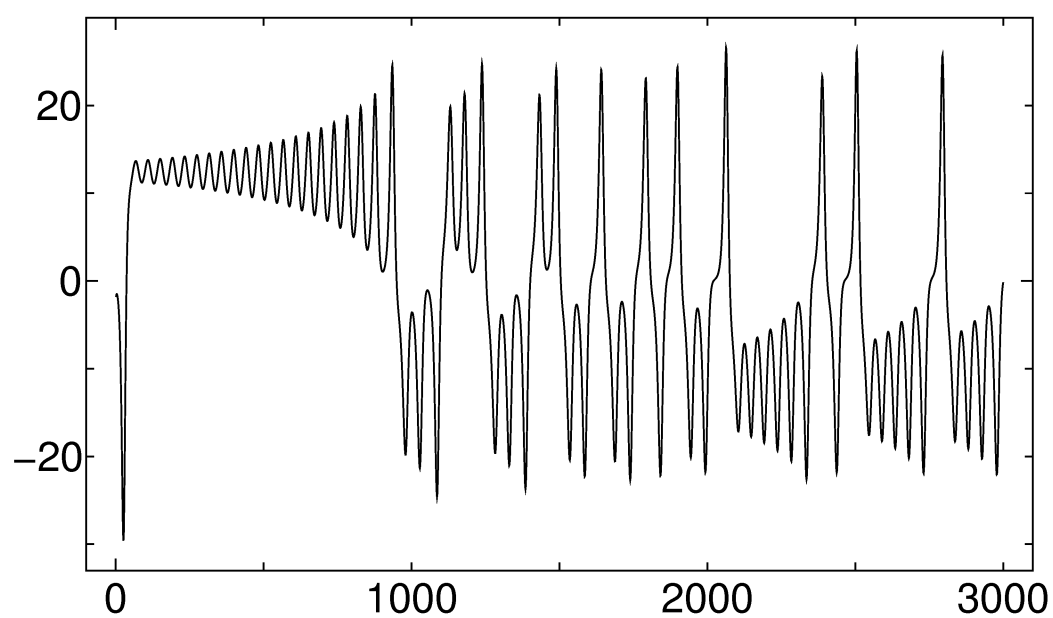
#### 4.3.2 ローレンツモデル

ローレンツモデル (Lorenz,1963) [8] とは以下の式を数値的に解くことにより求めることが出来る決定論的カオスである [16]. 本研究においてはこの内の $x$ 成分を用いた. なお初期値は $x(0) = -1.81, y(0) = 0.01, z(0) = 0.01$  とした. また時間の刻み幅は $\delta t = 0.01$  とした.

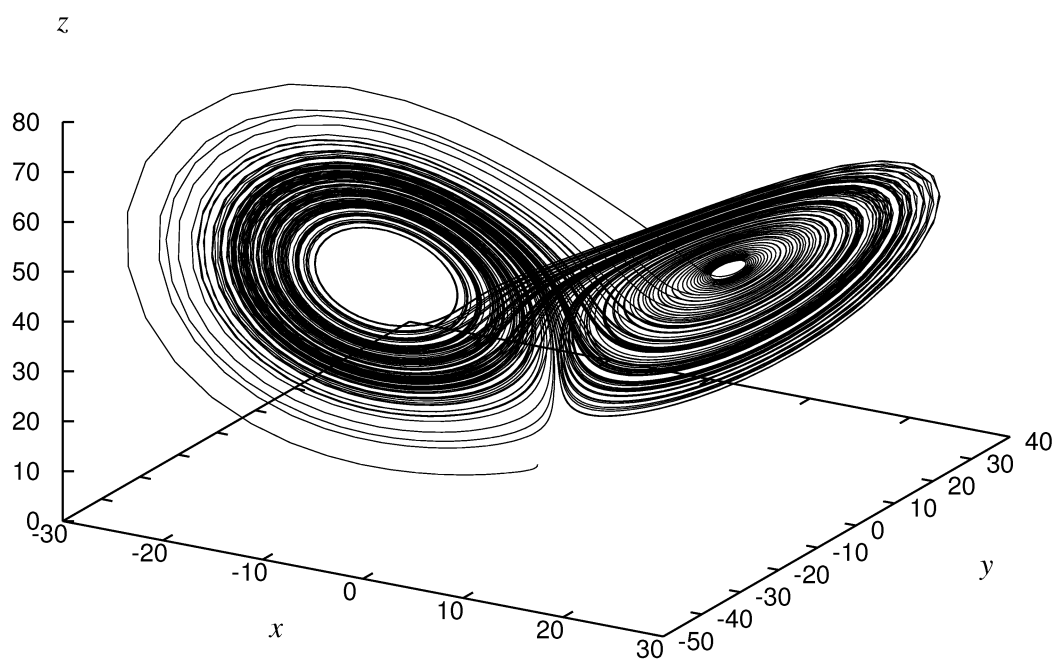
$$\begin{cases} dx/dt = -16(x - y) \\ dy/dt = -xz + 40x - y \\ dz/dt = xy - 4z \end{cases} \quad (4.11)$$

**Fig.4.6**に $x$ 成分の時系列データを示す. **Fig.4.7**にアトラクター, **Fig.4.8**に $x$ 成分の再構成軌道を示す. **Fig.4.9**に $x$ 成分のパワースペクトル密

度関数を示す.



**Fig.4.6**  $x$ 軸成分の時系列データ [8,18]



**Fig.4.7** ローレンツモデルのアトラクタ [8,18]

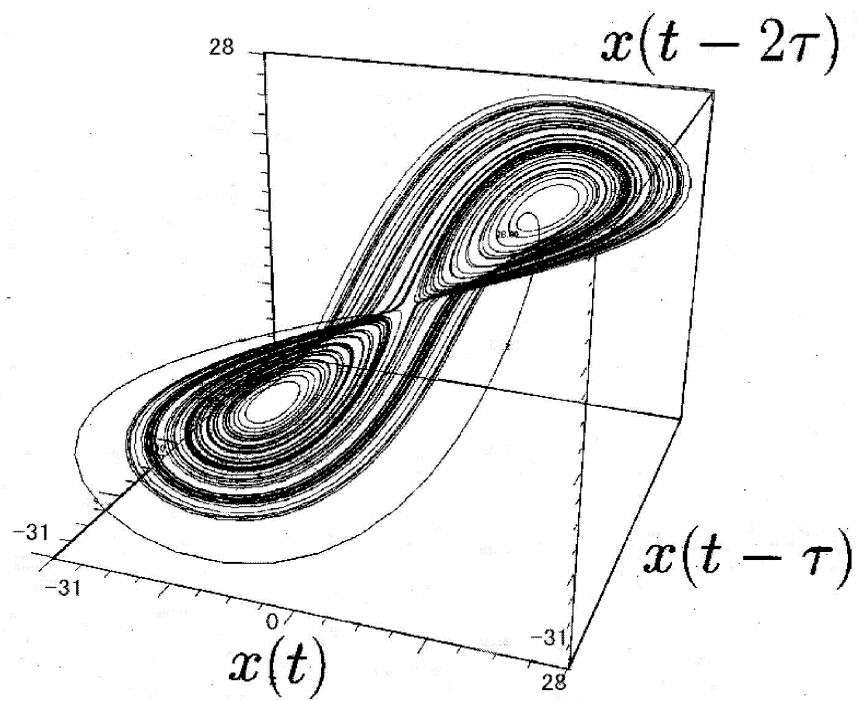


Fig.4.8 ローレンツモデルの再構成軌道 [8,18]

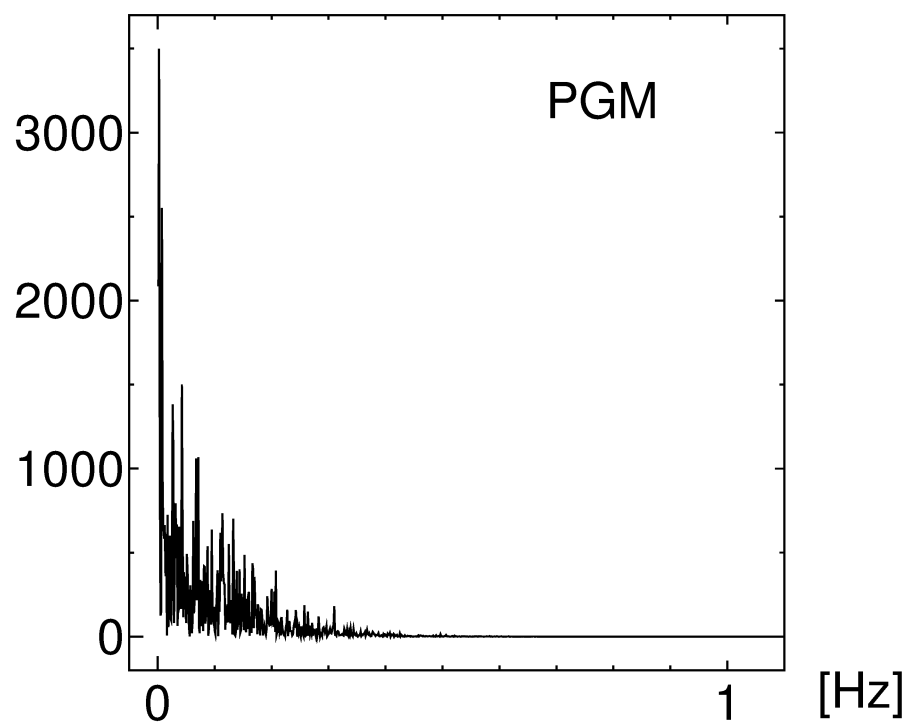
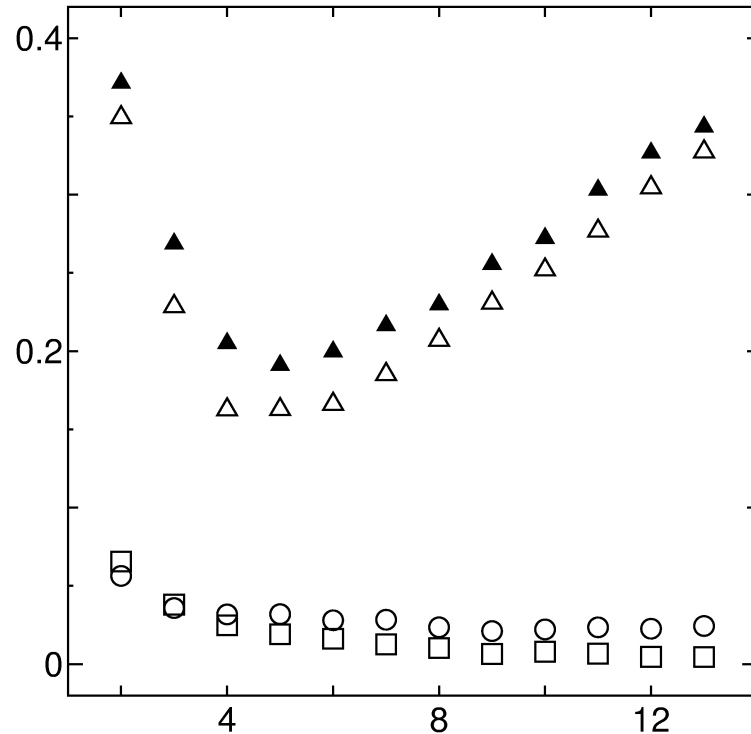


Fig.4.9  $x$ 成分のパワースペクトル密度関数 (PGM) [8,18]

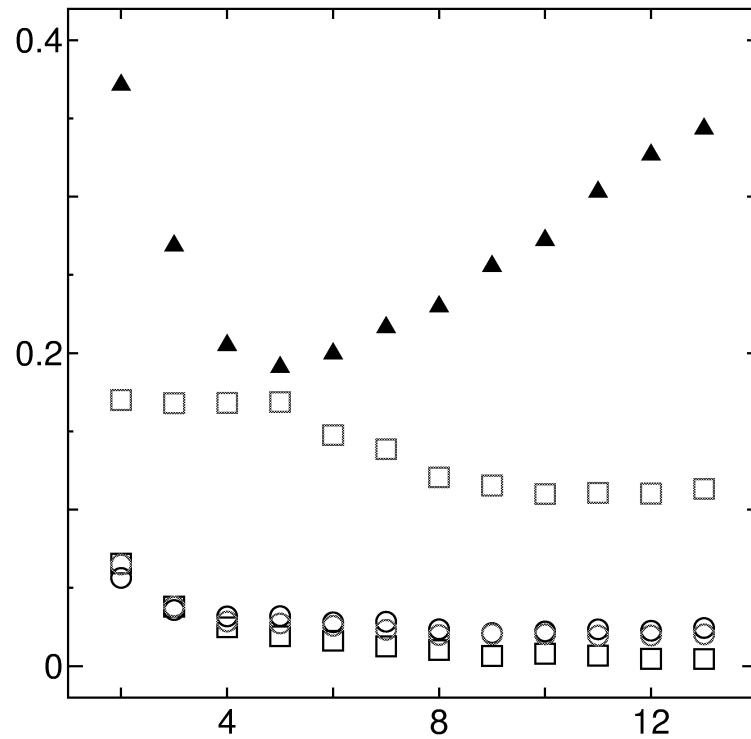
### 4.3.3 平行度評価の結果



**Fig.4.10** 平行度の計算結果 [19,20] (○:船体横揺れの時系列データの平行度, □:ローレンツモデルの  $x$  成分の平行度, ▲:ホワイトノイズの平行度, △:Compaq Digital Visual Fortran Professional Edition 6.0.A の RAN() コマンドで作った疑似乱数の平行度)

**Fig.4.10** の解析結果から、共振系狭帯域応答である船体横揺れの時系列データの平行度は、確率論的な時系列データであるホワイトノイズ、及び、疑似乱数の平行度よりも、決定論的な時系列データであるローレンツモデルの平行度に近い特性を持っていることが分かる [19]. これは船体横揺れは運動方程式に支配され、共振周波数が存在するためである.

ここで，決定論的な性質を持つと考えられるローレンツモデルと，船体横揺れの時系列データのサロゲートデータを作成し，それぞれのサロゲートデータの平行度  $\beta$  を計算した．**Fig.4.11**にその結果を示す．



**Fig.4.11** サロゲートデータの平行度の計算結果 [19, 20]

(○:船体横揺れの時系列データの平行度, ●:船体横揺れ時系列データから作成したサロゲートデータの平行度 □:ローレンツモデルの  $x$  成分の平行度, ■:ローレンツモデルから作成したサロゲートデータの平行度 ▲:ホワイトノイズの平行度)

**Fig.4.13**に示される結果から，ローレンツモデルのサロゲートデータの平行度が減少した．すなわち  $\beta$  値が増加した．これは，ローレンツモデルが初期値に鋭敏に反応する決定論的カオスであるためであり，Wayland ら [21] の結果とも一致する．尚，ローレンツモデルの存



在に関しては、近年、Tuckerによって示されている [16]. 船体横揺れの時系列データから作成したサロゲートデータの平行度は、オリジナルデータの平行度と非常に近い特性を持っていることが分かる. このことから、ローレンツモデルの  $x$  成分の時系列データの複雑さの特性は初期位相に依存するが、船体横揺れの時系列データの複雑さは、初期位相に依存しないことが分かる [6].

#### 4.4 再構成軌道を用いた短期予測

時系列データの再構成軌道における平行の度合いが高い場合、再構成軌道を利用した予測をすることができる [3]. まず  $m$  次元の再構成軌道上に、最新の観測ベクトル

$$\mathbf{x}(t_0) = (x(t_0), x(t_0 - \delta t), \dots, x(t_0 - (m-1)\delta t)) \quad (4.12)$$

を中心とする半径  $\varepsilon$  の超球をとる. この超球内に入る他の点即ち過去の観測ベクトルである近傍点を  $\mathbf{y}_{t_0}(t_i) (i = 1, 2, \dots, n)$  とする.  $\mathbf{y}_{t_0}(t_i) (i = 1, 2, \dots, n)$  の中で最新の観測ベクトル  $\mathbf{x}(t_0)$  と最も近いものを  $\mathbf{y}_{t_0}(t_j)$  とする. 更にそれに対する微小変位ベクトルを  $\delta\mathbf{y}_{t_0}(t_i) = \mathbf{y}_{t_0}(t_i) - \mathbf{y}_{t_0}(t_j)$  として、それらの集合行列  $\mathbf{Y}$ ,  $\dot{\mathbf{Y}}$  を

$$\mathbf{Y} = [\delta\mathbf{y}_{t_0}(t_1), \delta\mathbf{y}_{t_0}(t_2), \dots, \delta\mathbf{y}_{t_0}(t_i), \dots, \delta\mathbf{y}_{t_0}(t_n)]$$

$$\dot{\mathbf{Y}} = [\delta\mathbf{y}_{t_0}(t_1 + s), \delta\mathbf{y}_{t_0}(t_2 + s), \dots, \delta\mathbf{y}_{t_0}(t_i + s), \dots, \delta\mathbf{y}_{t_0}(t_n + s)]$$

として定義すると，ある写像  $\mathbf{F}$  を用いて

$$\dot{\mathbf{Y}} = \mathbf{F}\mathbf{Y} \quad (4.13)$$

と表せる．ここでの  $\mathbf{F}$  は

$$\mathbf{F} = \dot{\mathbf{Y}}\mathbf{Y}^T(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T)^{-1} \quad (4.14)$$

で求められる  $m \times m$  行列である．

この  $\mathbf{F}$  を用いて，以下のような予測式が得られる．

$$\tilde{\mathbf{x}}(t_0 + s) = \mathbf{F}(\mathbf{x}(t_0) - \mathbf{y}_{t_0}(t_j)) + \mathbf{y}_{t_0}(t_j + s) \quad (4.15)$$

ここで  $\tilde{\mathbf{x}}(t_0 + s)$  は再構成軌道上における予測点である．この  $\tilde{\mathbf{x}}(t_0 + s)$  の座標情報から，時系列データの予測値を求めることができる．

## 5 サロゲートデータを利用した短期予測

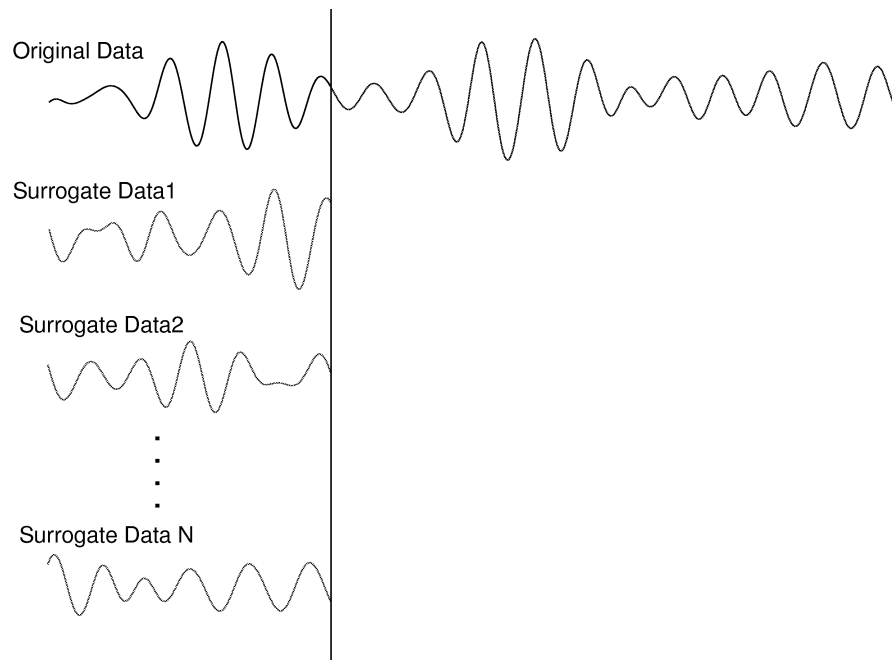
### 5.1 サロゲートデータを利用した予測手法の提案

再構成軌道を利用した予測手法は、十分な数の近傍点数を得るために、長時間の過去データを必要とする。このため、再構成軌道を利用した予測手法は、計測を開始してからすぐに予測を開始することができないという欠点を有していた。この欠点の改善のために、サロゲートデータを利用することを考えた。

近接した再構成軌道の平行度を解析した結果、船体横揺れ角の時系列データのサロゲートデータの平行度はオリジナルデータの平行度とほぼ同じ特性を持つことがわかった。これは横揺れ角の時系列データの複雑さは初期位相には依存していないことを意味する。従って、サロゲートデータを用いて過去のデータ数の不足分を補うことができると考えられる。

すなわち、船体横揺れ角のように、複雑さが初期位相に依存しない時系列データに関しては、予測の対象となる時系列データの過去のデータ数が少ない場合であっても、時系列データのスペクトルからサロゲートデータを構成し、サロゲートデータの再構成軌道上の近傍点を予測のための参考の対象とすることで、十分な数の近傍点数を得ることができるため、短期予測が可能になると考えられる。提案する予測手法

のイメージ図を **Fig.5.1** に示す.



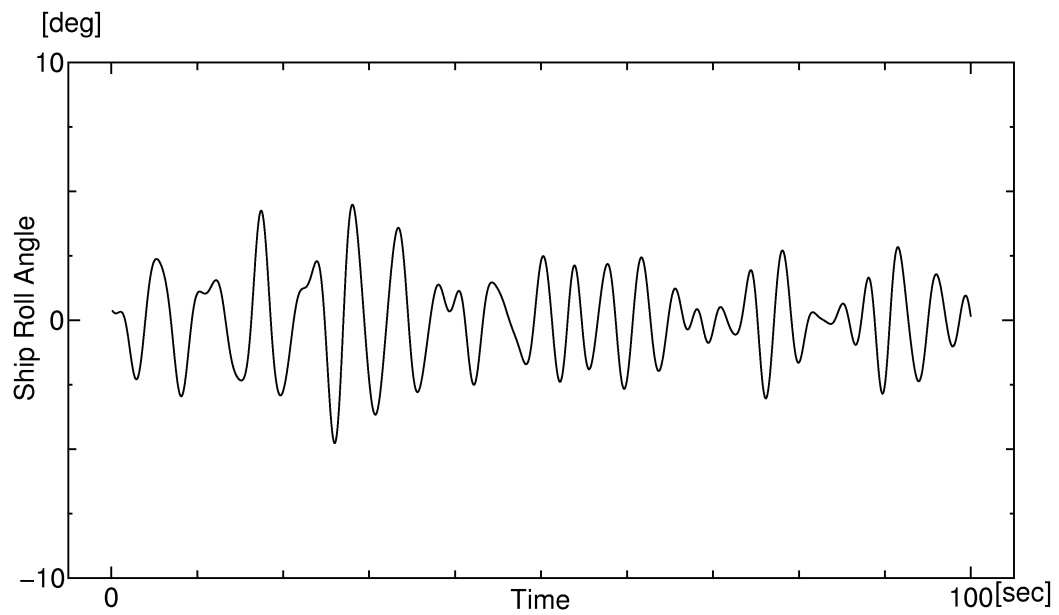
**Fig.5.1** 提案手法のイメージ図

## 5.2 提案手法による予測結果の比較検証

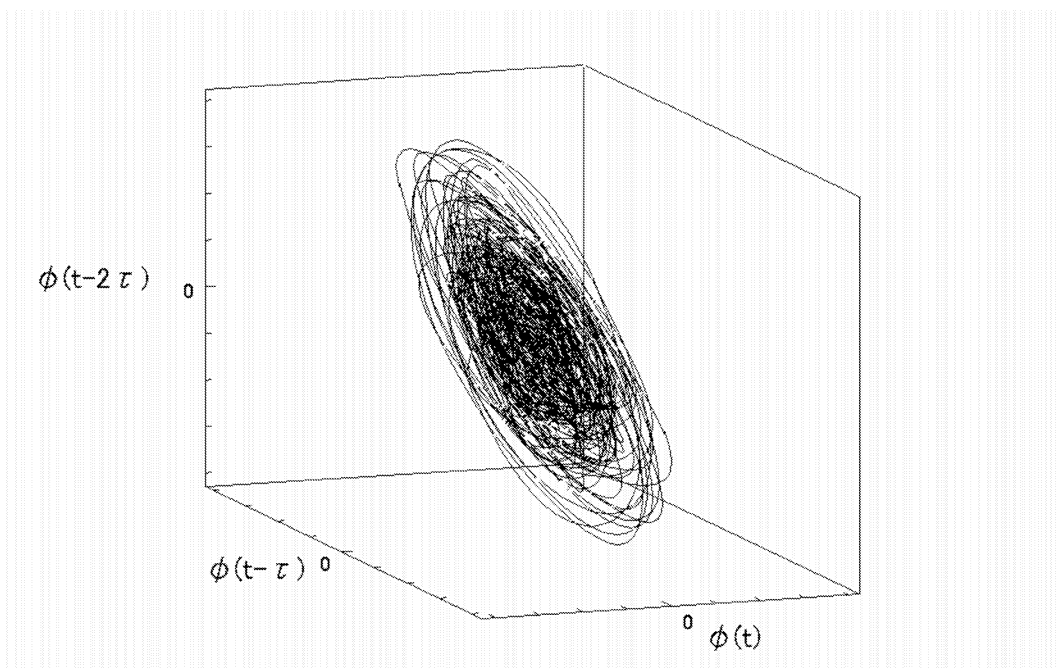
本研究では，以上の仮定が正しいかを検証するために，PM 型のスペクトルを有する強制モーメント  $m(t)$  を運動方程式

$$\ddot{\phi} + 0.1\dot{\phi} + 0.1|\dot{\phi}|\dot{\phi} + \phi + 0.5\phi^3 = m(t) \quad (5.1)$$

に代入して求めたシミュレーションデータ，ならびに，実際の船体横揺れ角の時系列データ Data1, Data2 を対象に，プログラムを作成し，提案手法を用いて 30 ステップ先の予測計算を実施した．尚，(5.1) 式のパラメーターの設定は，Roberts の論文を参考にした [12]．シミュレーションデータの一部と，再構成軌道を **Fig5.2, Fig5.3** に示す．



**Fig.5.2** シミュレーションデータの一部



**Fig.5.3** シミュレーションデータの再構成軌道 (遅延時間 0.7sec)

予測対象時間は計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点 (i) と計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点 (ii) の二通りを検証した. (i), (ii) いず

れの場合も、予測を開始するまでの計測時間が短いため、十分な数の近傍点を集めることが難しく、再構成軌道を用いた予測手法を適用することが従来困難であったが、本研究ではサロゲートデータを利用することで十分な数の近傍点を得ることができ、予測することが可能となった。

本研究では提案手法の予測精度の比較のために AR モデルによる予測を平行して実施し、結果を比較した。尚、AR モデルの次数設定は AIC に基づいて決定した [2]。尚、再構成軌道を利用した予測を実施する際の遅延時間と埋め込み次元は、本検証においてはそれぞれ、遅延時間を 0.4 秒、埋め込み次元を 12 として使用した。これらのパラメータは、船体横揺れ角の予測を行う上で、問題ない精度で予測を実施できるパラメータ設定であることを事前に確認した上で決定した。また、サロゲートデータは、予測開始時点 ((i) 計測開始時点から 10 秒時点, (ii) 計測開始から 30 秒時点) までに計測されたデータからそれぞれ 20 個作成し、予測に利用した。

### 5.2.1 予測値と実測値の比較

各手法を用いて 30 ステップ先を予測した予測値と実測値の比較結果を以下に示す。Fig.5.4 はシミュレーションデータ (予測対象, 計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点) の提案手法による予測結果を示

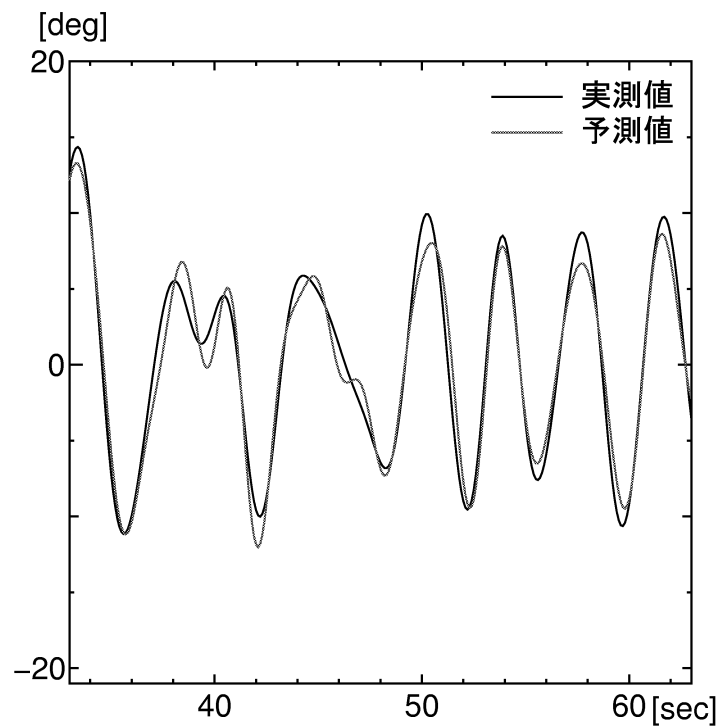
す. **Fig.5.5** はシミュレーションデータ (予測対象, 計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点) の AR モデルによる予測結果を示す. **Fig.5.6** は Data1(予測対象, 計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点) の提案手法による予測結果を示す. **Fig.5.7** は Data1(予測対象, 計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点) の AR モデルによる予測結果を示す. **Fig.5.8** は Data2(予測対象, 計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点) の提案手法による予測結果を示す. **Fig.5.9** は Data2(予測対象, 計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点) の AR モデルによる予測結果を示す. **Fig.5.10** はシミュレーションデータ (予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の提案手法による予測結果を示す. **Fig.5.11** はシミュレーションデータ (予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の AR モデルによる予測結果を示す. **Fig.5.12** は Data1(予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の提案手法による予測結果を示す. **Fig.5.13** は Data1(予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の AR モデルによる予測結果を示す. **Fig.5.14** は Data2(予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の提案手法による予測結果を示す. **Fig.5.15** は Data2(予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の AR モデルによる予測結果を示す.

検証の結果, AR モデルを用いた予測結果は, 急激な振幅の変動に追従できていない箇所が多く見られた. それに対し, 提案手法を用い

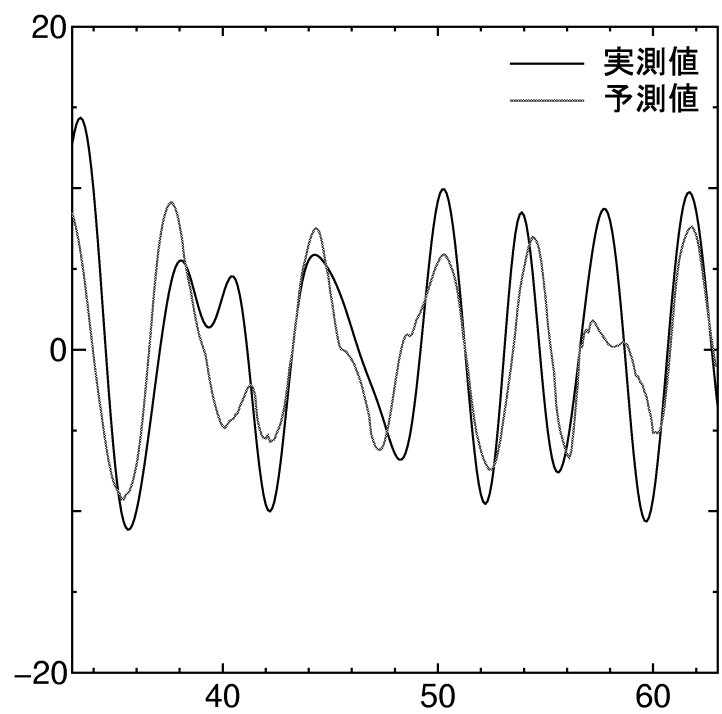
た予測結果は、予測対象の変動を追従できていると考えられる。



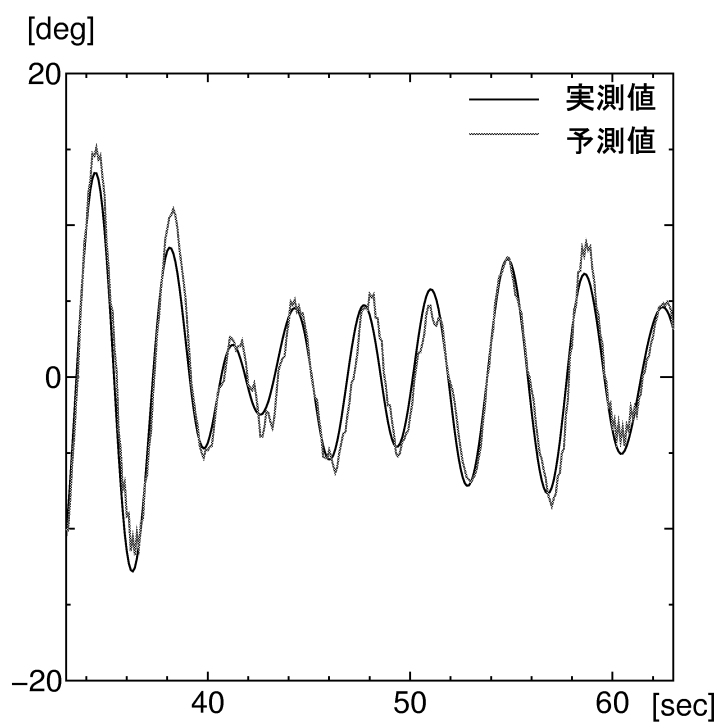
i) 予測対象, 計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点.



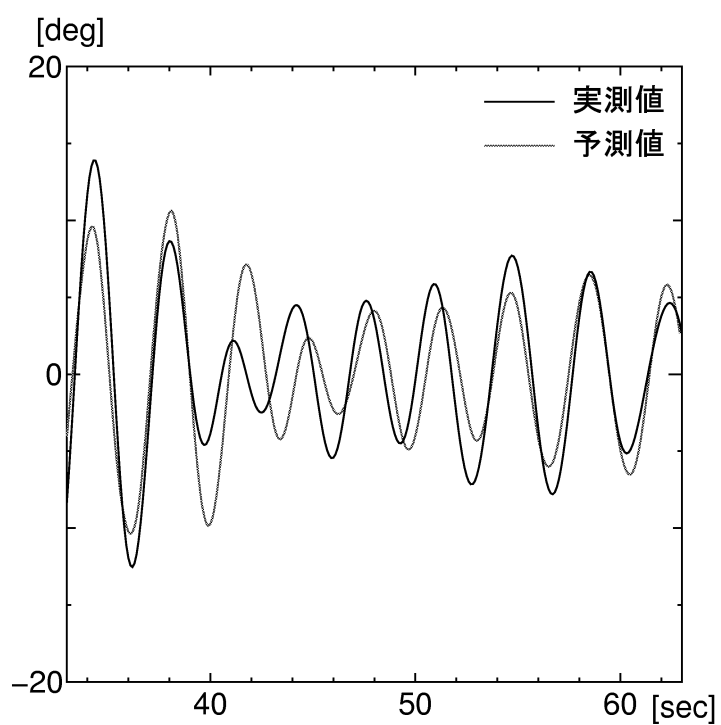
**Fig.5.4** シミュレーションデータの予測値と実測値の比較 (提案手法)



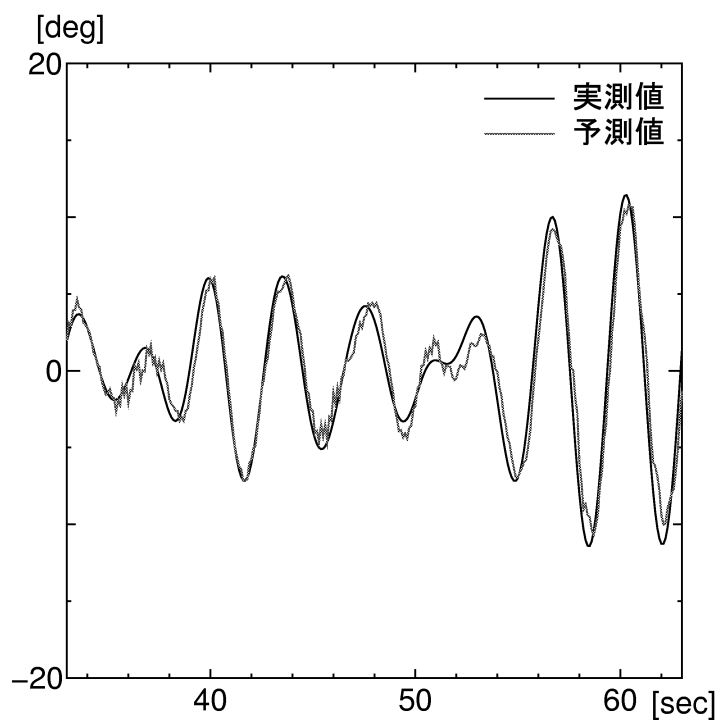
**Fig.5.5** シミュレーションデータの予測値と実測値の比較 (AR モデル)



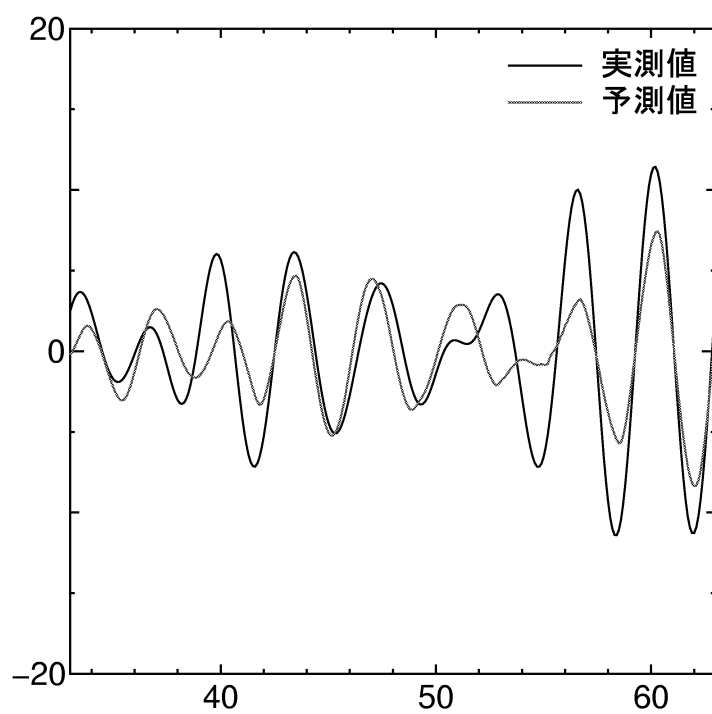
**Fig.5.6** Data1 の予測値と実測値の比較 (提案手法)



**Fig.5.7** Data1 の予測値と実測値の比較 (AR モデル)

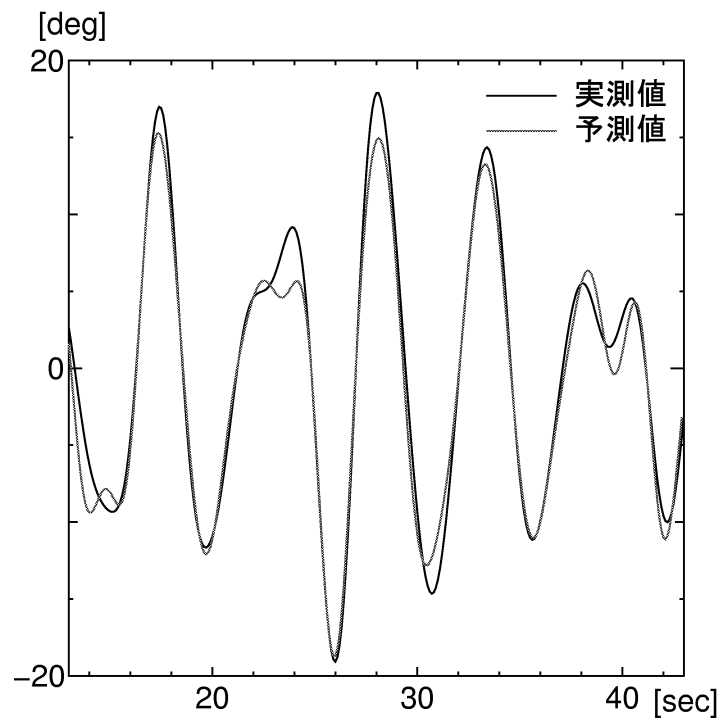


**Fig.5.8** Data2 の予測値と実測値の比較 (提案手法)

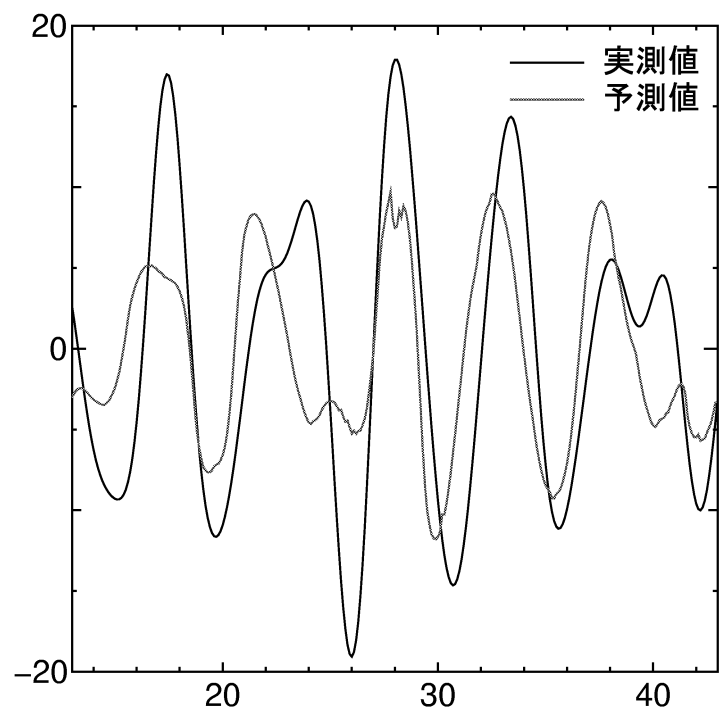


**Fig.5.9** Data2 の予測値と実測値の比較 (AR モデル)

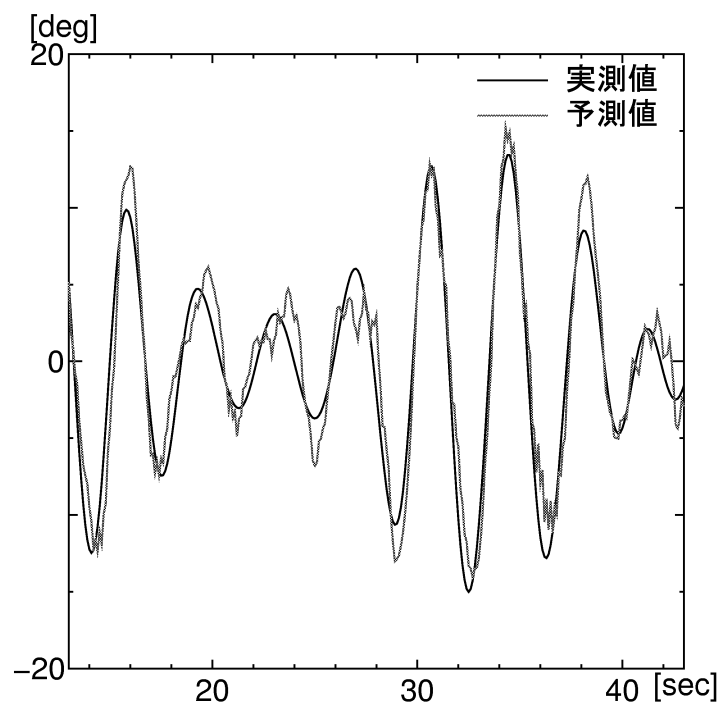
ii) 予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点.



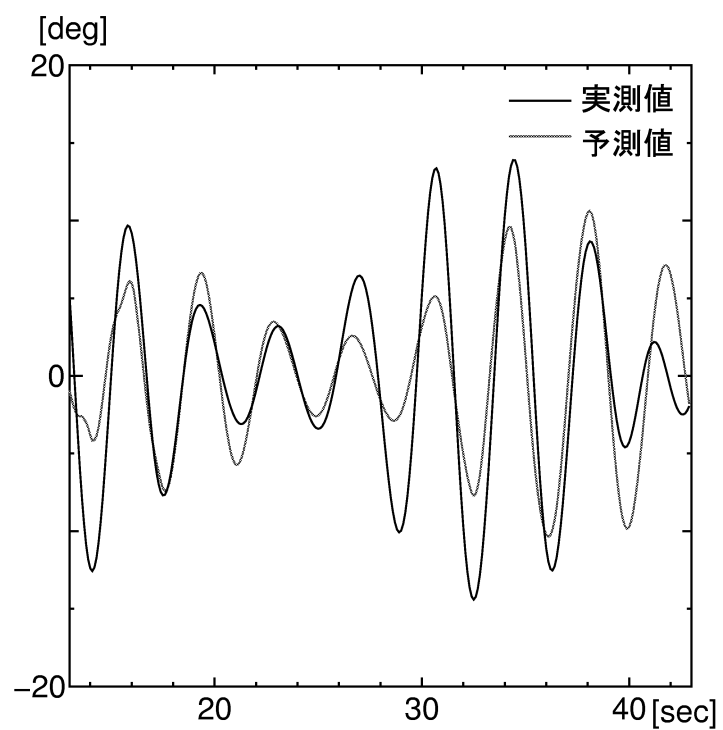
**Fig.5.10** シミュレーションデータの予測値と実測値の比較 (提案手法)



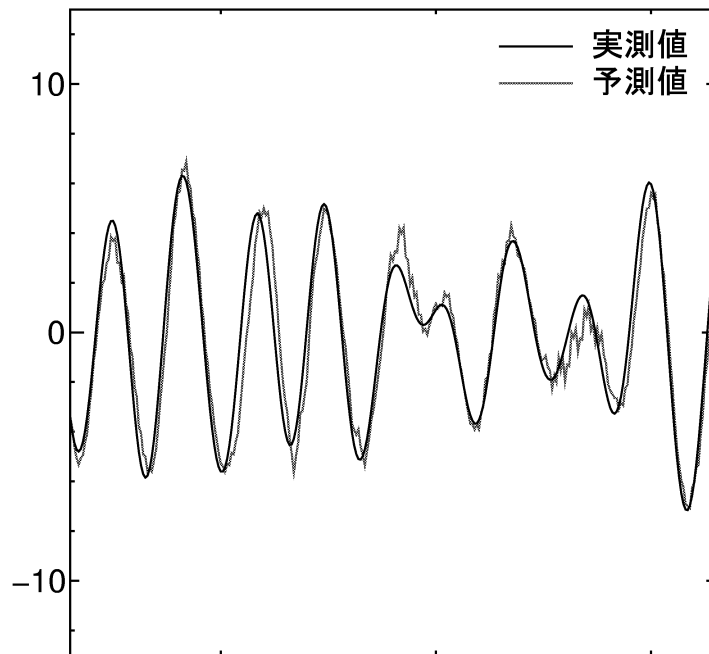
**Fig.5.11** シミュレーションデータの予測値と実測値の比較 (ARモデル)



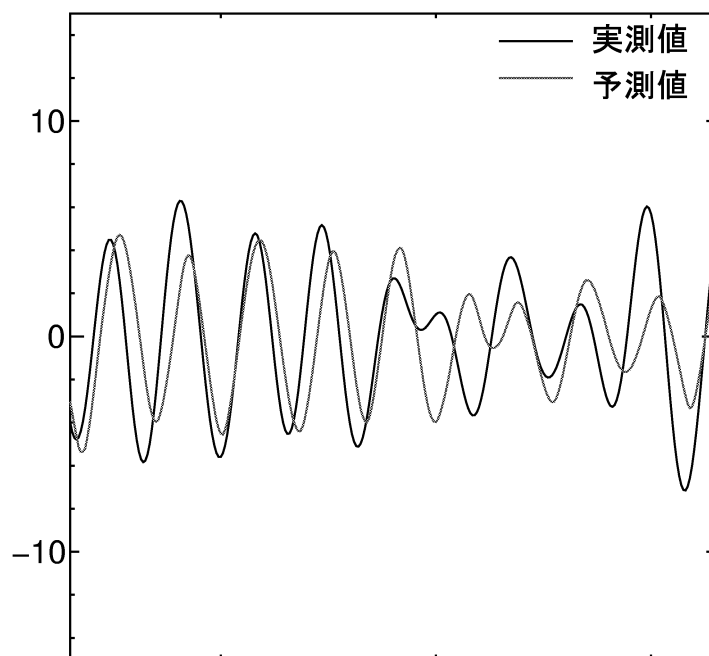
**Fig.5.12** Data1 の予測値と実測値の比較 (提案手法)



**Fig.5.13** Data1 の予測値と実測値の比較 (AR モデル)



**Fig.5.14** Data2 の予測値と実測値の比較 (提案手法)



**Fig.5.15** Data2 の予測値と実測値の比較 (AR モデル)

### 5.2.2 予測値と実測値の散布図

各手法を用いて 30 ステップ先を予測した予測値と実測値の散布図を用いた比較結果を以下に示す. それぞれの予測結果を相関係数, R.R.M.S.E

から評価した．予測ステップ数を  $\tau$ ，データ数を  $N$ ， $t$  における予測値を  $y(t)$ ， $t$  における実測値を  $x(t)$ ，標準偏差を  $\sigma$  とすると， $\tau$  ステップ先の R.R.M.S.E( $\tau$ ) は以下の式で定義される．

$$\text{R.R.M.S.E}(\tau) = \frac{\left\{ \frac{1}{N-\tau} \sum_{t=1}^{N-\tau} [y(t+\tau) - x(t+\tau)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}}{\sigma} \quad (5.2)$$

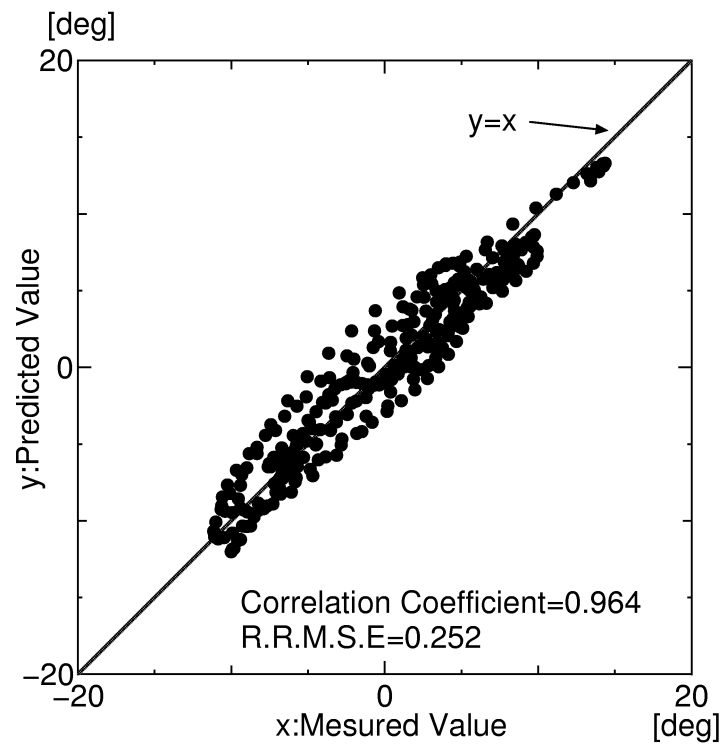
R.R.M.S.E が 0 ならば予測は完璧である．一方，R.R.M.S.E が 1 ならば，予測値はその時刻における値が元のデータの平均値と等しいと予測することと同程度の意義しか持たない．一般的に，R.R.M.S.E が 0.5 を超える場合は，予測としての信頼性を失うとされている [9]．**Fig.5.16** はシミュレーションデータ (予測対象，計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点) の提案手法による予測値と実測値の散布図を示す．**Fig.5.17** はシミュレーションデータ (予測対象，計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点) の AR モデルによる予測値と実測値の散布図を示す．**Fig.5.18** は Data1 (予測対象，計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点) の提案手法による予測値と実測値の散布図を示す．**Fig.5.19** は Data1 (予測対象，計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点) の AR モデルによる予測値と実測値の散布図を示す．**Fig.5.20** は Data2 (予測対象，計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点) の提案手法による予測値と実測値の散布図を示す．**Fig.5.21** は Data2 (予測対象，計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点) の AR モデルによる予測値と実測値の散布図を示す．**Fig.5.22** は

シミュレーションデータ (予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の提案手法による予測値と実測値の散布図を示す. **Fig.5.23** はシミュレーションデータ (予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の AR モデルによる予測値と実測値の散布図を示す. **Fig.5.24** は Data1(予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の提案手法による予測値と実測値の散布図を示す. **Fig.5.25** は Data1(予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の AR モデルによる予測値と実測値の散布図を示す. **Fig.5.26** は Data2(予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の提案手法による予測値と実測値の散布図を示す. **Fig.5.27** は Data2(予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の AR モデルによる予測値と実測値の散布図を示す.

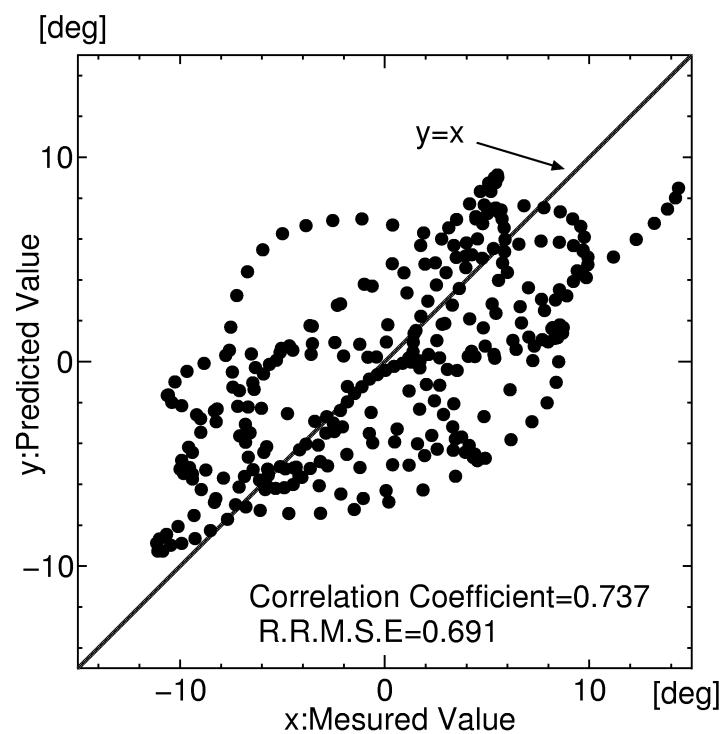
提案手法による予測結果の散布図と, AR モデルによる予測結果の散布図を比較した結果, 全体的に提案手法の予測精度が AR モデルの予測精度を上回っていた. AR モデルを用いた予測結果は, ある程度, 高い相関係数を示しているが, R.R.M.S.E が高い値を示しており, 予測としての信頼性を失っていると考えられる. また, 散布図を用いて検証することで, AR モデルを用いた予測結果は位相差が生じていることが顕著に確認できた. それに対して, 提案手法は十分な精度で予測できており, サロゲートデータを用いることで, データの不足を補うことができたと考えられる.



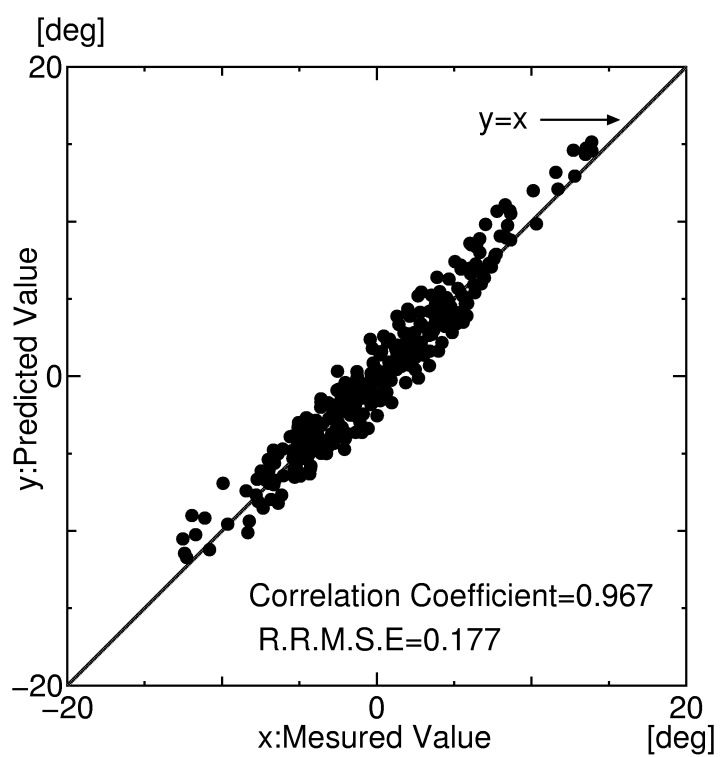
i) 予測対象, 計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点.



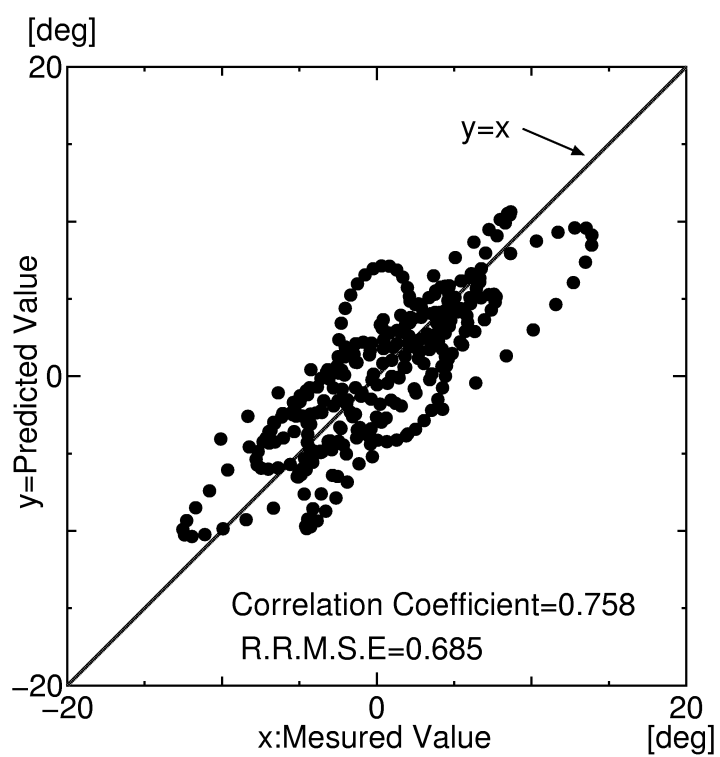
**Fig.5.16** シミュレーションデータの予測値と実測値の散布図 (提案手法)



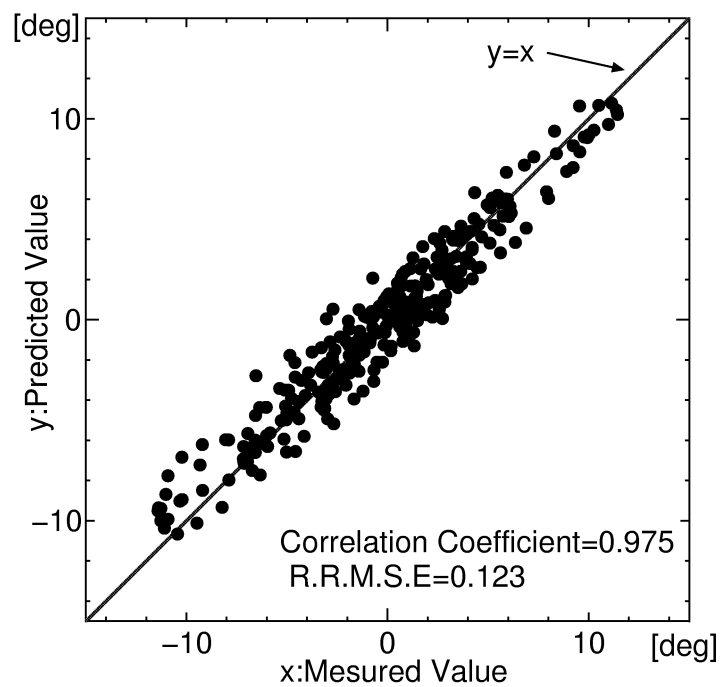
**Fig.5.17** シミュレーションデータの予測値と実測値の散布図 (AR モデル)



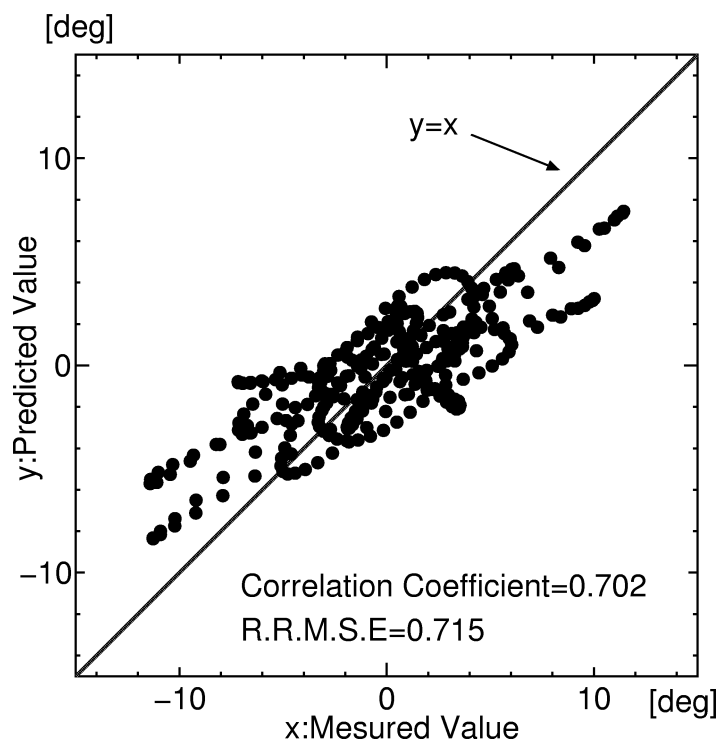
**Fig.5.18** Data1 の予測値と実測値の散布図 (提案手法)



**Fig.5.19** Data1 の予測値と実測値の散布図 (AR モデル)

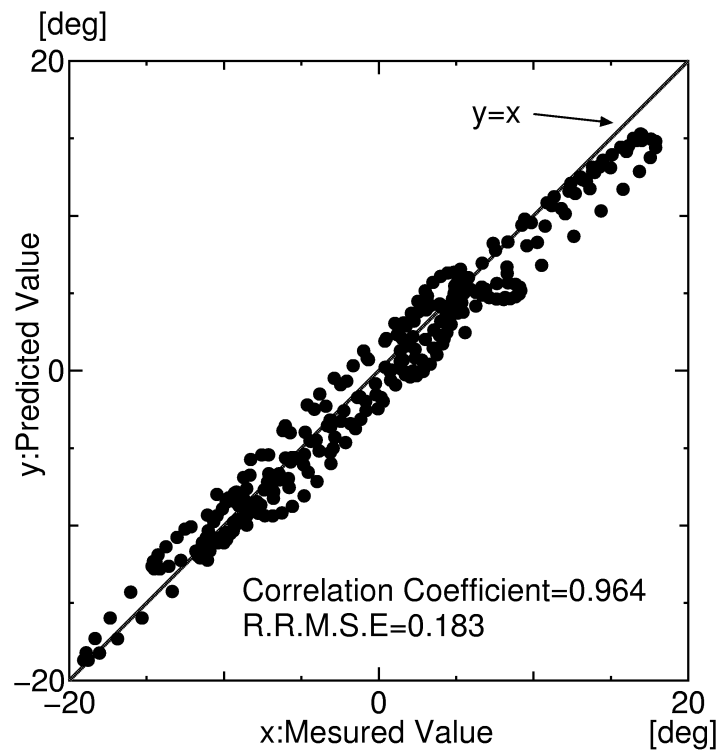


**Fig.5.20** Data2 の予測値と実測値の散布図 (提案手法)

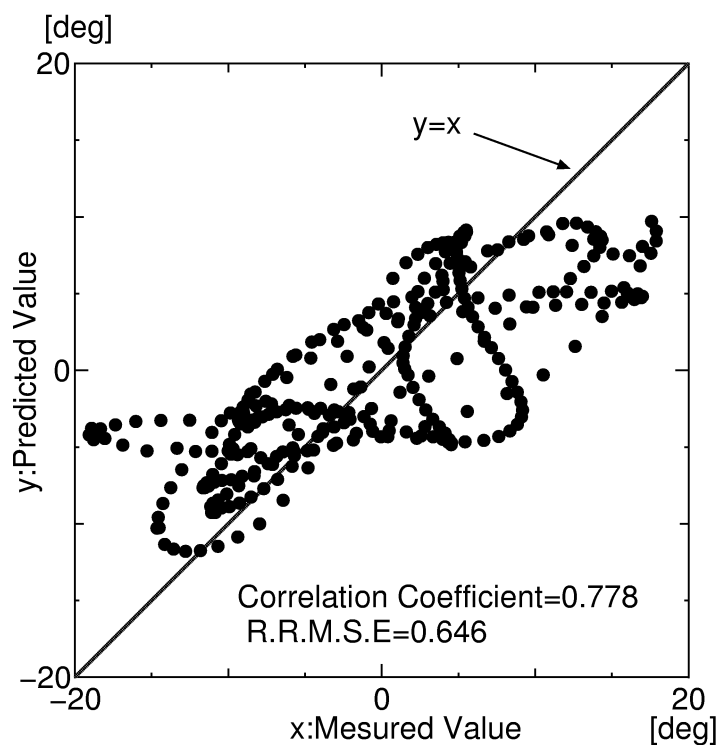


**Fig.5.21** Data2 の予測値と実測値の散布図 (AR モデル)

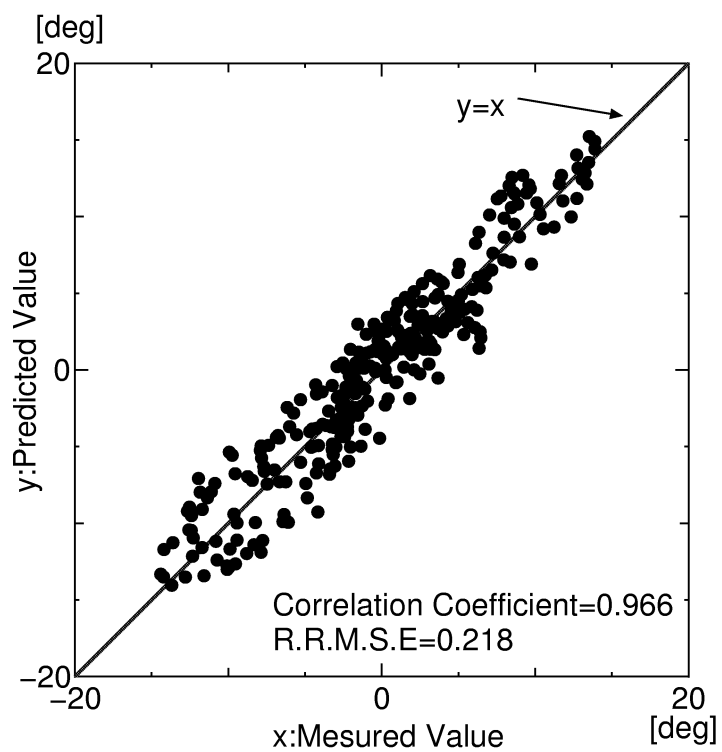
ii) 予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点.



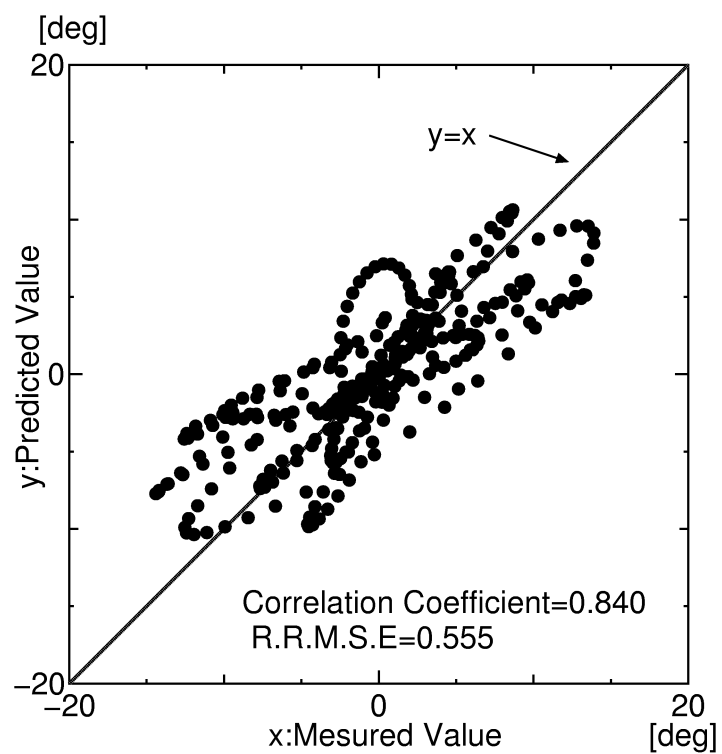
**Fig.5.22** シミュレーションデータの予測値と実測値の散布図 (提案手法)



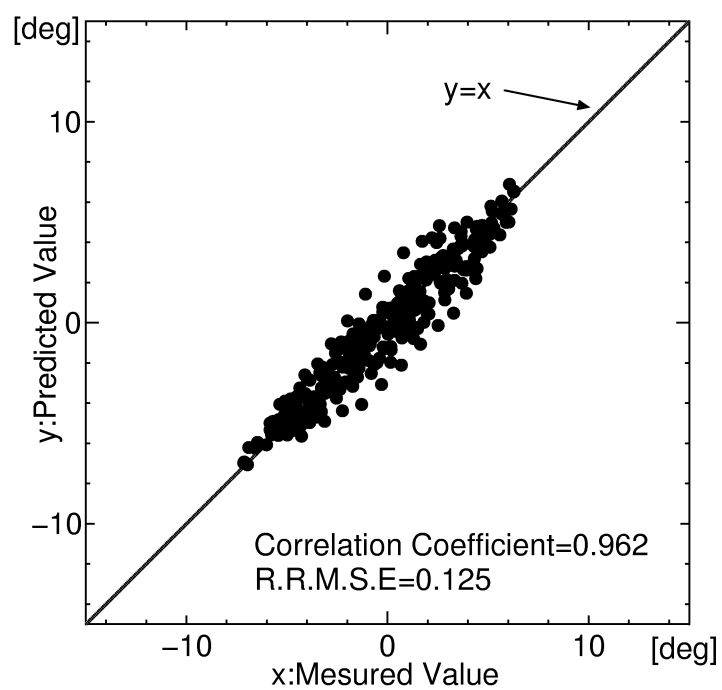
**Fig.5.23** シミュレーションデータの予測値と実測値の散布図 (AR モデル)



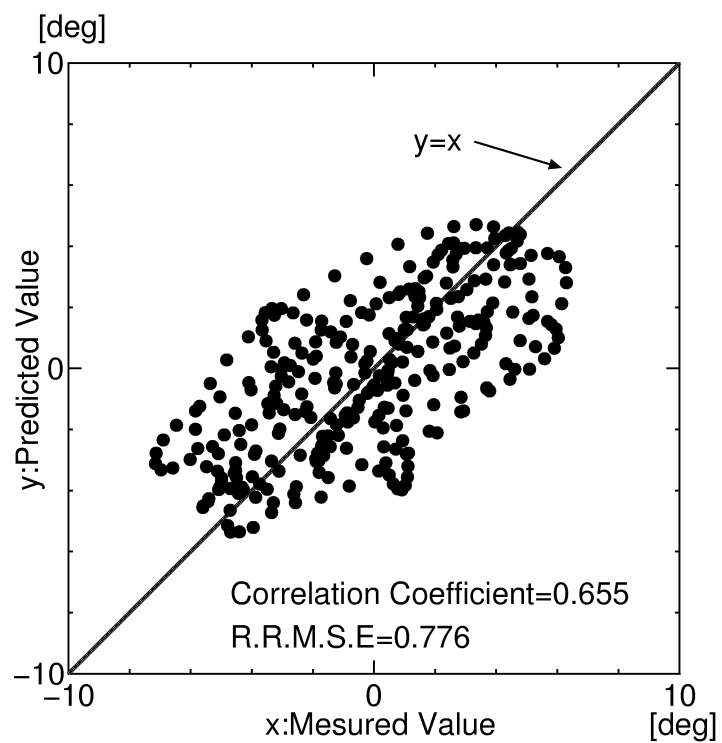
**Fig.5.24** Data1 の予測値と実測値の散布図 (提案手法)



**Fig.5.25** Data1 の予測値と実測値の散布図 (AR モデル)



**Fig.5.26** Data2 の予測値と実測値の散布図 (提案手法)



**Fig.5.27** Data2 の予測値と実測値の散布図 (AR モデル)

### 5.2.3 予測ステップ数の変化による誤差の変動

予測ステップ数の変化による誤差の変動を，相関係数，ならびに，R.R.M.S.E から評価した．

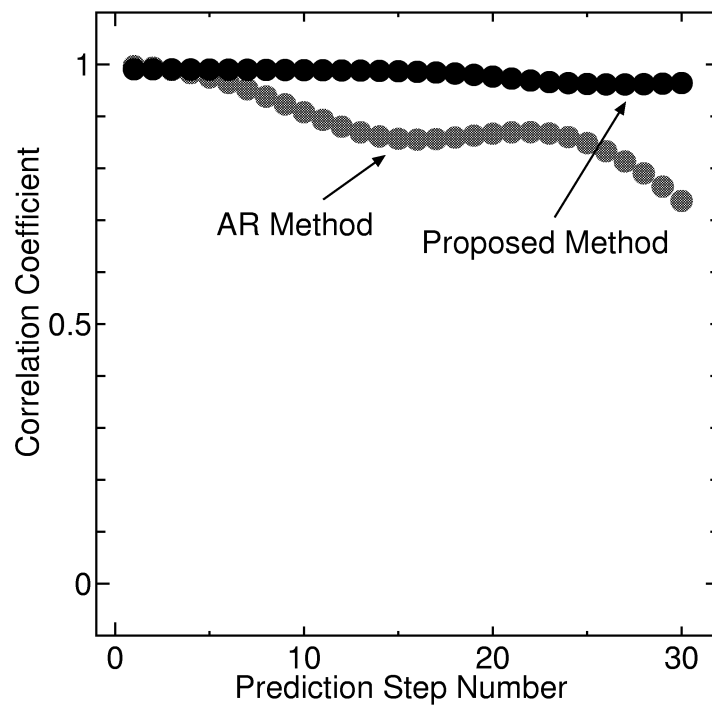
以下に予測ステップ数の変化による相関係数，ならびに，R.R.M.S.E の変動結果を以下に示す．**Fig.5.28**はシミュレーションデータ(予測対象，計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点)の予測ステップ数の変化による相関係数の変動を示す．**Fig.5.29**はシミュレーションデータ(予測対象，計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点)の予測ステップ数の変化による R.R.M.S.E の変動を示す．**Fig.5.30**は Data1(予測対象，計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点)の予測ステップ数の変化による相関係数の変動を示す．**Fig.5.31**は Data1(予測対象，計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点)の予測ステップ数の変化による R.R.M.S.E の変動を示す．**Fig.5.32**は Data2(予測対象，計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点)の予測ステップ数の変化による相関係数の変動を示す．**Fig.5.33**は Data2(予測対象，計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点)の予測ステップ数の変化による R.R.M.S.E の変動を示す．**Fig.5.34**はシミュレーションデータ(予測対象，計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点)の予測ステップ数の変化による相関係数の変動を示す．**Fig.5.35**はシミュレーションデータ(予測対象，計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点)

の予測ステップ数の変化による R.R.M.S.E の変動を示す。Fig.5.36 は Data1(予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の予測ステップ数の変化による相関係数の変動を示す。Fig.5.37 は Data1(予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の予測ステップ数の変化による R.R.M.S.E の変動を示す。Fig.5.38 は Data2(予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の予測ステップ数の変化による相関係数の変動を示す。Fig.5.39 は Data2(予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点) の予測ステップ数の変化による R.R.M.S.E の変動を示す。

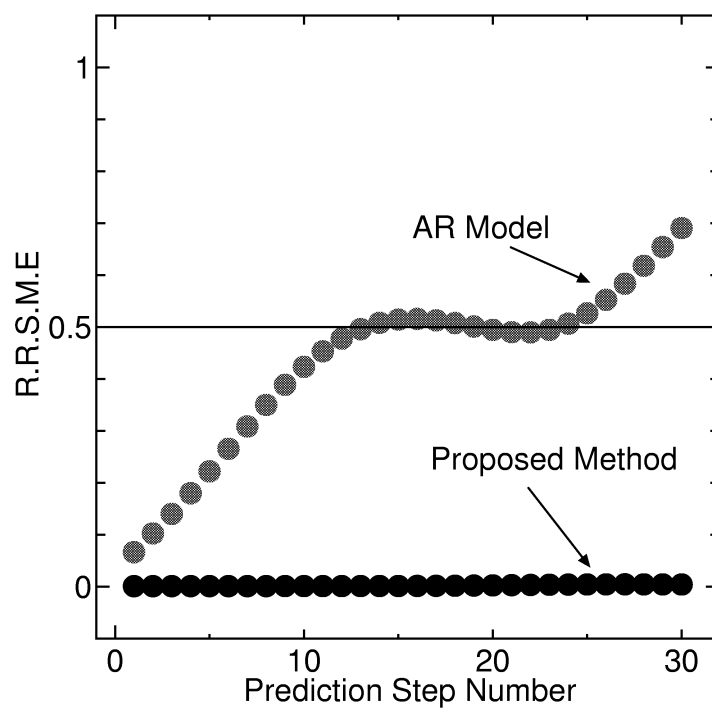
両手法とも, 5 ステップ前後まではそれほど相関係数, R.R.M.S.E とともにそれほど差は見られなかった。だが, AR モデルを用いた予測結果は, 20 ステップを超えたあたりから R.R.M.S.E が 0.5 を超えるケースが多く見られた。それに対し, 提案手法に関しては, ステップが増加しても, 相関係数, R.R.M.S.E とともにそれほど変動しなかった。今回検証したすべてのケースにおいて, 5 ステップを超えた予測に関しては, 提案手法の予測精度が, AR モデルを用いた予測精度を上回っていたことが, 相関係数及び R.R.M.S.E の検証から分かった。



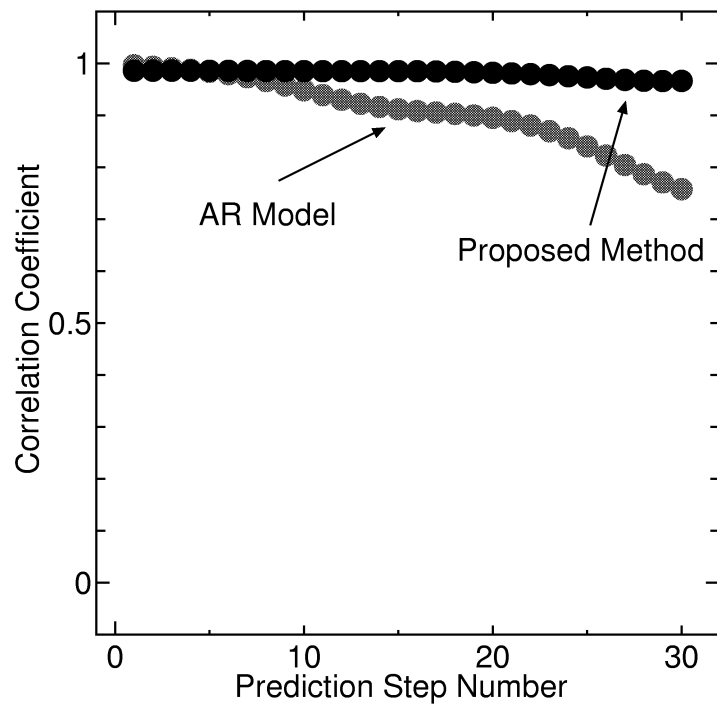
i) 予測対象, 計測開始から 33 秒時点から 63 秒時点.



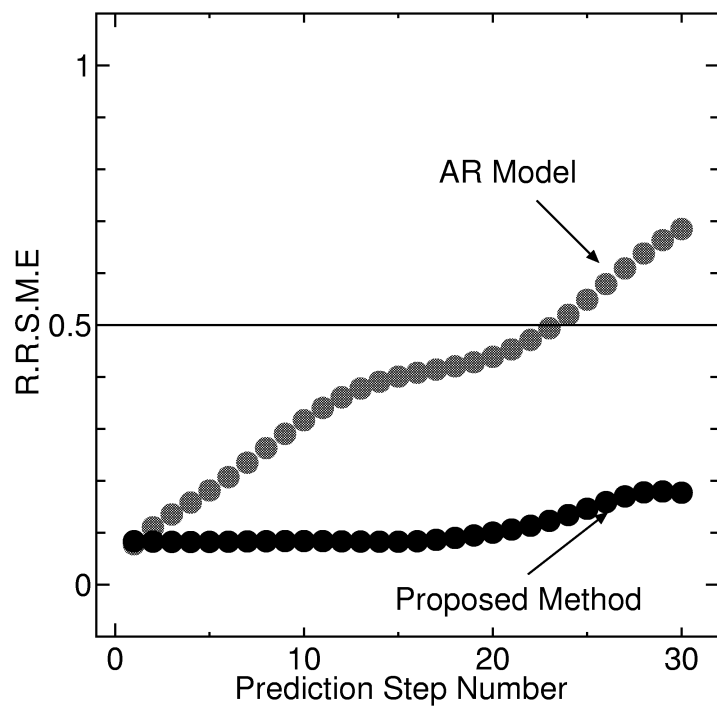
**Fig.5.28** シミュレーションデータの予測ステップ数の変化による相関係数の変動



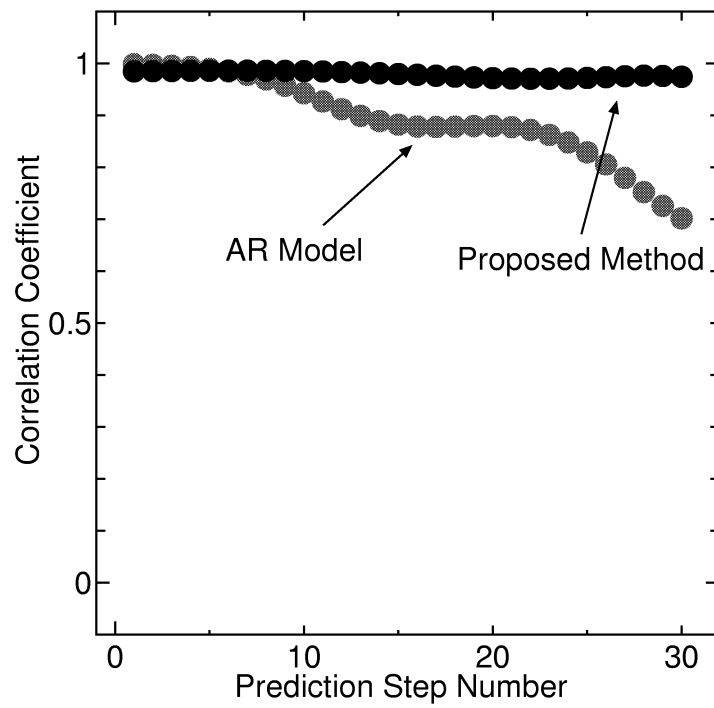
**Fig.5.29** シミュレーションデータの予測ステップ数の変化による R.R.M.S.E の変動



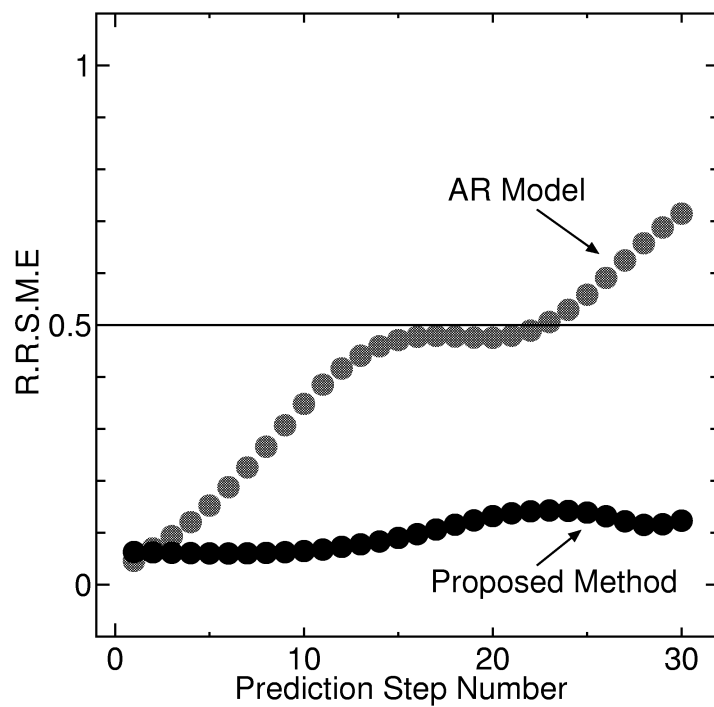
**Fig.5.30** Data1 の予測ステップ数の変化による相関係数の変動



**Fig.5.31** Data1 の予測ステップ数の変化による R.R.M.S.E の変動

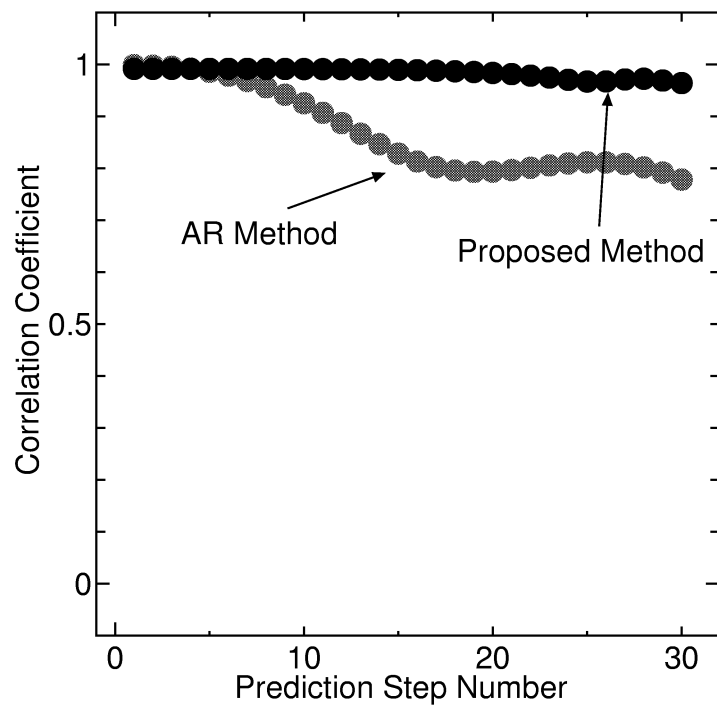


**Fig.5.32** Data2 の予測ステップ数の変化による相関係数の変動

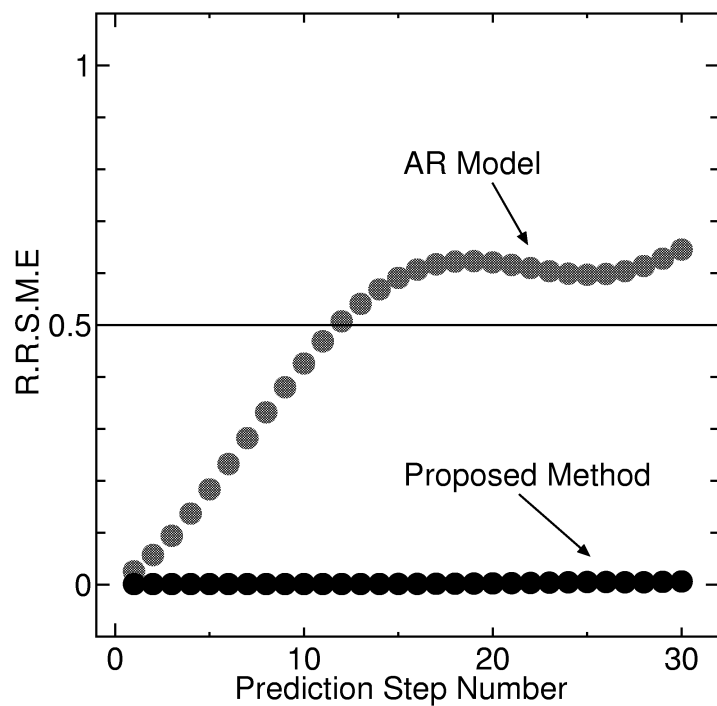


**Fig.5.33** Data2 の予測ステップ数の変化による R.R.M.S.E の変動

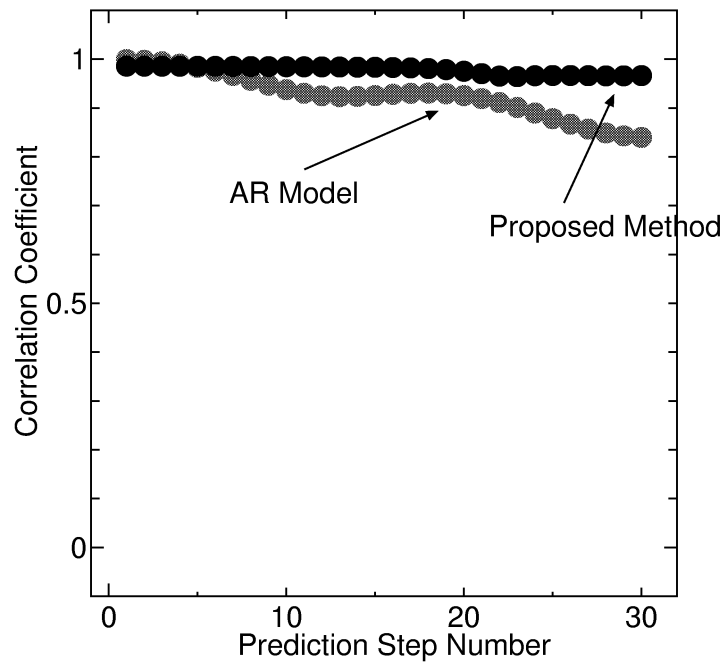
ii) 予測対象, 計測開始から 13 秒時点から 43 秒時点.



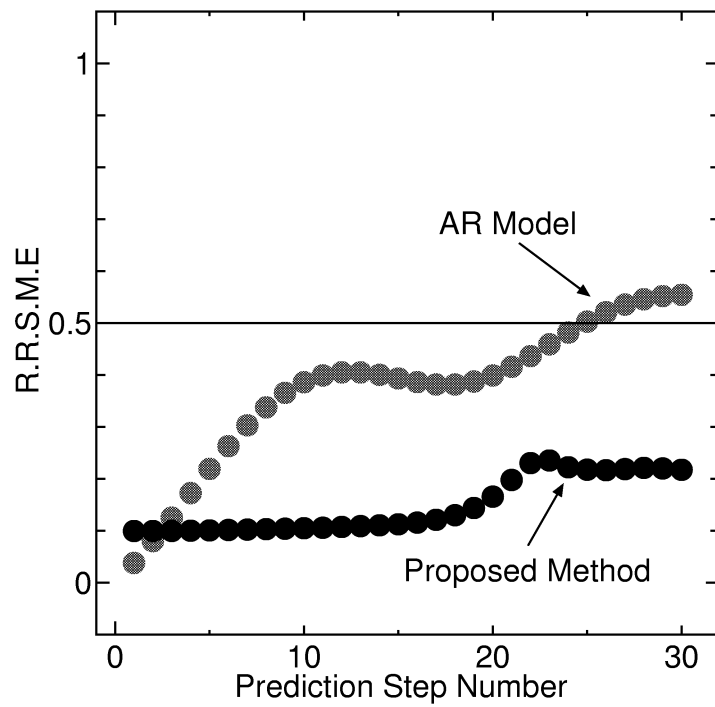
**Fig.5.34** シミュレーションデータの予測ステップ数の変化による相関係数の変動



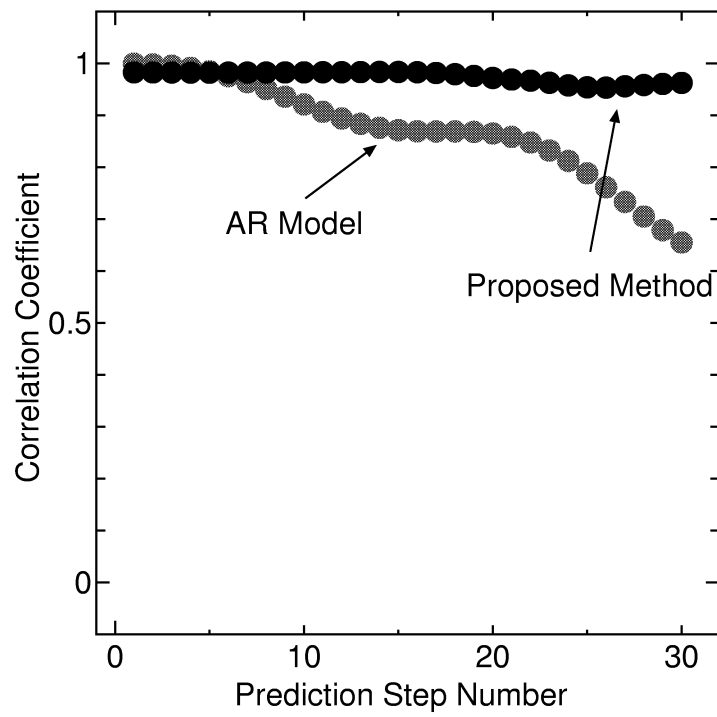
**Fig.5.35** シミュレーションデータの予測ステップ数の変化による R.R.M.S.E の変動



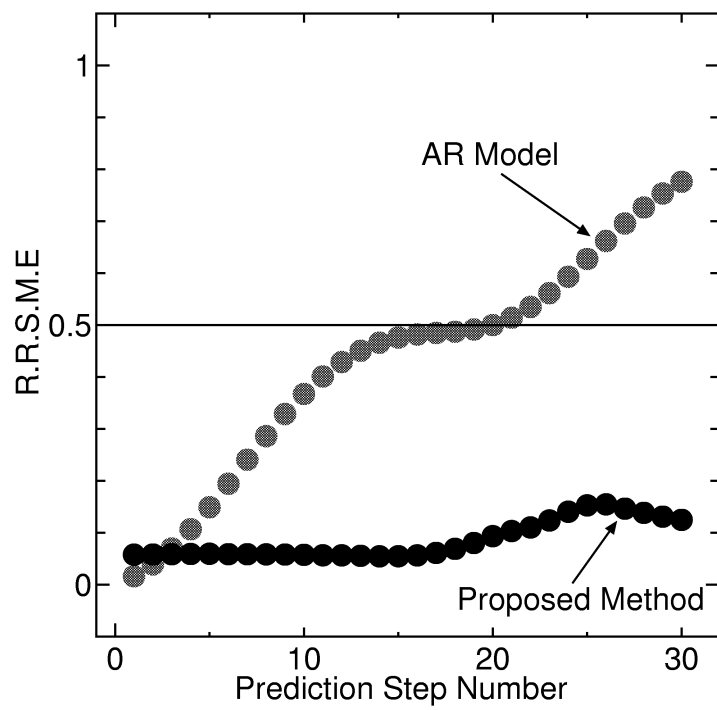
**Fig.5.36** Data1 の予測ステップ数の変化による相関係数の変動



**Fig.5.37** Data1 の予測ステップ数の変化による R.R.M.S.E の変動



**Fig.5.38** Data2 の予測ステップ数の変化による相関係数の変動



**Fig.5.39** Data2 の予測ステップ数の変化による R.R.M.S.E の変動

#### 5.2.4 提案手法による予測結果の検証

以上の検証から、参考とするデータ数が少ない時に AR モデルを用いて予測した結果は、変動の周期性はとらえているが、大域的な近似を用いているため、急激な振幅の変化には対応できていない。このため相関係数は比較的高い値を示すが、R.R.M.S.E が高い値を示し予測精度は良好とはいえない。今日、多くの事例に対して AR モデルが用いられているが、この問題に関しては、再考を要すると考えられる。

それに対し、提案手法は、サロゲートデータを用いることで参考とするデータの不足を補うことができたと考えられる。今回、予測を実施したすべての対象に対し、30 ステップ先の予測値と実測値の相関係数が 0.96 を上回っており、急激な振幅の変化も追従することができた。

## 6 結言

本研究では、従来、データ数が不十分なため、再構成軌道を用いた予測手法を適用できなかった時系列データに対し、同手法を適用させる手法を提案した。そのため、予測の対象となる時系列データのサロゲートデータを作成し、サロゲートデータの変位ベクトルも、予測のための参考の対象とすることで、データ数が不十分な時系列データに対しても、再構成軌道を用いた予測手法を適用することができると仮定した。

上記の仮定を、プログラムを作成し、シミュレーションデータ及び船体横揺れの時系列データを対象として、実際に計算することで検証した。検証の結果、今回予測を実施した全ての対象において、30ステップ先の予測値と実測値の相関係数が0.96を超える精度で予測をすることができた。提案手法は計測開始から予測を開始するまでの時間が非常に短いにもかかわらず、サロゲートデータを用いることで参考とするデータの不足を補うことができ、十分な精度で予測をすることができたと考えられる。

再構成軌道を用いた予測を行う上での今後の課題として、最適な遅延時間と埋め込み次元を選択するための理論の構築が望まれる。



## 参考文献

- [1] H.Akaike, Fitting Autoregressive Models for Prediction, *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, **21** (2) (1969), pp.243-247.
- [2] H.Akaike, A New Look at the Statistical Model Identification, *IEEE Transaction on Automatic Control*, **AC-19** (6) (1974), pp.716-723.
- [3] J.D.Farmer and J.J.Sidorowich, Predicting chaos time series, *Physical Review Letters*, **59**(8)(1987), 845-848.
- [4] 藤本泰成・五百旗頭 正・谷村隆義, 観測された時系列データの決定論的性質を測る軌道平行測度法, 日本ファジイ学会誌, **9**(4)(1997), 580-588.
- [5] P.Grassberger and I.Procaccia, Characterization of strange attractors. *Physical Review Letters*, **50**(5)(1983), pp.346-349.
- [6] 平岡怜, 海洋波の時系列データの複雑さの定量的評価に関する研究, *Journal of Geophysical Research*, **77**(8)(1972), pp.1396-1400.
- [7] 川島利兵衛, 非線形力学から見た船の横揺れ解析－Ⅴ－自然風波中, 漁船船型モデルの横揺れのフラクタル次元－日本航海学会論

- 文集, **86** (1993), pp.313-323.
- [8] Edward N. Lorenz, Deterministic Nonperiodic Flow, *Journal Of Atmospheric Sciences*, (1963), pp.130-141.
- [9] 宮野尚哉 他, 動径基底関数ネットワークによるカオス炉況の短期予測, 電子情報通信学会論文誌 A, **J79-A**(1) (1996), pp.38-46.
- [10] N.H. Packard et al, Geometry from a Time Series, *Physical Review Letters*, **45**(9), (1980), pp.712-716.
- [11] P. E. Rapp et al, Filtered Noise can Mimic Low-Dimensional Chaotic Attractors, *Physical Review E*, **47**(4)(1993), 2289 - 2297.
- [12] J.B. Roberts, Estimation of Nonlinear Ship Roll Damping from Free-Decay Data, *Journal of Ship Research*, **29**(2), (1985), pp.127-138.
- [13] J. Stark et al, Takens Embedding Theorems for Forced and Stochastic System, *Nonlinear Analysis, Theory, Methods & Applications*, **30**(8) (1997), pp.5303-5314.
- [14] F. Takens, Attractors in Turbulence: In Dynamical Systems and Turbulence, Lecture Note in Mathematics, Springer-Verlag, (1981), pp.366-381.

- [15] J.Theiler et al, Using Surrogate Data to Detect Nonlinearity in Time Series, Nonlinear Modeling and Forecasting (Santa Fe Institute Series), (1992), Westview Press.
- [16] Warwick Tucker, The Lorenz Attractor Exists, *Comptes Rendus de l'Academie des Sciences I* , **328**, (1999), pp.1197-1202.
- [17] 上野公彦 他, 小型船の不規則波中動揺の時系列の予測日本応用数理学会 2009 年度年会講演予稿集, (1999), pp.258-259.
- [18] 上野公彦, 数理水産科学のための幾何学的時系列解析入門-決定論的観点からの考察-, 数理水産科学, **5**(2005), pp.109-155.
- [19] 上野公彦・樊 春明, 共振系狭帯域応答と低次元カオスの類似性-不規則波中船体動揺解析への応用, 日本応用数理学会 2009 年度年会講演予稿集, (2009), pp.233-234.
- [20] 上野公彦・樊 春明, 共振系狭帯域応答と低次元カオスの類似性-不規則波中船体動揺解析への応用, 日本応用数理学会 2009 年度年会講演にて用いた図
- [21] R. Wayland et al, Recognizing Determinism in a Time Series, *Physical Review Letters* , **70**(5)(1993), pp.580-582.

## 7 謝辞

本研究の課程において、終始熱心なご指導を賜り、本論文を纏めるに際して、親身なご助言を頂いた、東京海洋大学海洋システム工学専攻、上野公彦先生に感謝いたします。

本研究の取り纏めにあたり、様々なご助言とご指導を頂きました、東京海洋大学海洋システム工学専攻、武田誠一先生、樊春明先生、戸田勝善先生に感謝いたします。

本研究の解析資料の計測にあたり、ご協力頂きました、本学実習艇「ひよどり」艇長、酒井一英氏ならびに機関長、山根勝行氏に感謝いたします。

本研究を行うにあたり、様々な場面でご助言、ご協力頂きました、博士前期課程の佐藤誠浩氏をはじめとする同研究室の学生諸氏、ならびに平岡怜氏に感謝いたします。

最後に、常に支えとなりました母と兄に感謝いたします。